

対応なし、英抄

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開2000-126181

(P2000-126181A)

(43) 公開日 平成12年5月9日(2000.5.9)

(51) Int.Cl. ⁷	識別記号	F I	テマート* (参考)
A 6 1 B 8/08		A 6 1 B 8/08	4 C 0 9 6
	5/055	G 0 6 F 9/44	5 5 4 Z 4 C 3 0 1
G 0 6 F 9/44	5 5 4	G 0 6 G 7/12	
G 0 6 G 7/12		A 6 1 B 5/05	3 8 0

審査請求 未請求 請求項の数17 O L (全 43 頁)

(21) 出願番号 特願平10-305418

(22) 出願日 平成10年10月27日(1998.10.27)

(71) 出願人 394027559

三谷産業株式会社

石川県金沢市玉川町1番5号

(72) 発明者 程 相勇

石川県金沢市玉川町1番5号 三谷産業株式会社内

(72) 発明者 秋山 いわき

神奈川県藤沢市辻堂西海岸1-1-25 湘南工科大学内

(74) 代理人 100060690

弁理士 瀧野 秀雄 (外1名)

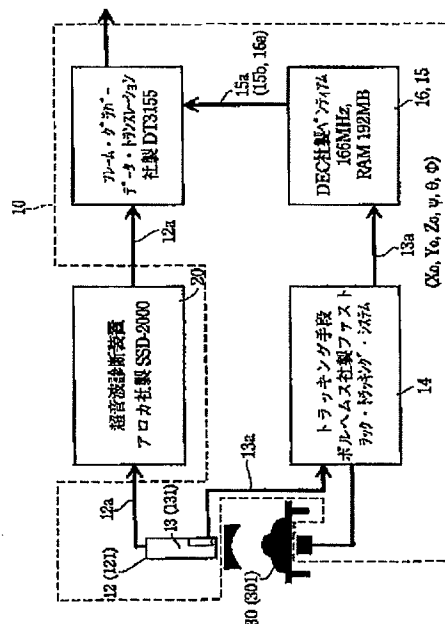
最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 腫瘍抽出処理方法

(57) 【要約】

【課題】 超音波3次元画像から乳腺腫瘍領域を高い精度で発見・抽出すること。

【解決手段】 3次元のボクセルの各々に対して、超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界をファジィ推論に利用するメンバシップ関数として表現する特徴量演算工程と、ファジィ推論過程に基づいて腫瘍の領域を自動抽出する工程を含むメンバシップ関数自動生成工程と、ファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けするファジィ推論工程と、弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して行う工程と、前工程に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程とを含むデファジィ工程とを有する。



【特許請求の範囲】

【請求項 1】 3次元のボクセルの各々に対して、超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジイ推論に利用するメンバシップ関数の $[0, 1]$ 区分の確率分布として表現する特徴量演算工程と、

当該メンバシップ関数を備えたファジイ推論過程に基づいて当該統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する工程を含むメンバシップ関数自動生成工程と、

当該生成されたメンバシップ関数及びファジイ・ルールを含んで構成される前記ファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けするファジイ推論工程と、

弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う工程と、前工程に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程とを含むデファジイ工程とを有することを特徴とする腫瘍抽出処理方法。

【請求項 2】 前記ファジイ推論工程は、前記各ボクセルが、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”である“らしさ”の度合いを求めると共に、当該求めた“らしさ”の度合いに応じた前記クラス分けを実行する過程を含むことを特徴とする請求項 1 に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項 3】 前記特徴量演算工程で用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度平均値を含み、当該輝度平均値は、

$$\text{輝度平均値} = \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N^3$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数) であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 \sum は総和記号で与えられることを特徴とする請求項 1 に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項 4】 前記特徴量演算工程に用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離を含み、

当該各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、

$$g_x = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \},$$

$$g_y = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \},$$

$$g_z = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}$$

で与えられ、

当該各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は、

$$\text{輝度の重心と幾何学的な中心の距離} = \{ (g_x - c_x)^2$$

$$+ (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数) は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 (g_x, g_y, g_z) は、それぞれ参照ボクセル・ボリュームにおける輝度の重心の座標、 (c_x, c_y, c_z) は幾何学的な中心の座標で与えられることを特徴とする請求項 1 に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項 5】 前記特徴量演算工程に用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度分散を含み、

当該各ボクセルに対する輝度分散は、

$$\text{輝度分散} = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数) は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 u は輝度平均値で与えられることを特徴とする請求項 3 に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項 6】 前記メンバシップ関数自動生成工程は、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳腺超音波画像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、前記ファジイ推論に利用する当該メンバシップ関数を前記ボクセル毎に 3 次元ガウシアン・ラプラスフィルタの出力に基づいて自動作成する工程である、

ことを特徴とする請求項 1 乃至 5 のいずれか一項に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項 7】 前記メンバシップ関数自動生成工程は、前記メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、

前記 3 次元ガウシアン・ラプラスフィルタ $g(r)$

$$g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{ (2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^7 \} \cdot \exp \{ -r^2 / 2\sigma^2 \}$$

r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で表される 3 次元 L o G フィルタ出力から求める 3 次元 L o G フィルタ工程と、

前記 3 次元 L o G フィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する境界抽出工程と、

当該 3 次元 L o G フィルタ出力が正値を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する腫瘍抽出工程と、

当該 3 次元 L o G フィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する正常組織抽出工程と、

前記腫瘍抽出工程において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、前記“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張・収縮処理工程と、

前記膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対して

前記クラス分けが行われたボクセルのみに対して前記特徴量演算工程を実行して前記輝度平均値、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び前記輝度分散の3つの特徴量を計算するボクセル選別・特徴量計算工程と、
前記ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量の各々に対して、各々の確率密度関数に応じた前記メンバシップ関数を求めるメンバシップ関数決定工程とを有することを特徴とする請求項6に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項8】 前記メンバシップ関数決定工程において、前記3つの特徴量の各々に対する確率密度係数を、 $P_A(x) = x/\sigma^2 \cdot \exp\{(-x^2 + \sigma^2)/\sigma^2\} \cdot I_0(x\sigma/\sigma^2)$ 、
ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数、
で表現することを特徴とする請求項7に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項9】 前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度平均値に対するメンバシップ関数を、“腫瘍”についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似すると共に、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似することを特徴とする請求項8に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項10】 前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似することを特徴とする請求項8に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項11】 前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度分散に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似することを特徴とする請求項8に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項12】 前記ファジイ推論工程は、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数と前記ファジイ・ルールを含んで構成される前記ファジイ推論過程に基づいて、前記各ボクセルを、“腫瘍”のクラスに属するグレード、“正常組織”のクラスに属するグレード、“境界”のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いて前記クラス分けを実行する工程を含み、

当該ファジイ・ルールは、前記輝度平均値をu、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離をd、前記輝度分散をvとしたとき、if then else条件文形式で表されたルール；

R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small) then the voxel is "tumor",

R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue",

R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary"

で表現されることを特徴とする請求項11に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項13】 前記ファジイ推論工程は、前記輝度平均値をu、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離をd、前記輝度分散をvとしたとき、
前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレード $\mu_t|u$ 、 $\mu_t|d$ 、 $\mu_t|v$ 、 $\mu_n|u$ 、 $\mu_n|d$ 、 $\mu_n|v$ 、 $\mu_b|u$ 、 $\mu_b|d$ 、 $\mu_b|v$ の各々を求める第1論理工程と、

当該グレード $\mu_t|u$ 、 $\mu_t|d$ 、 $\mu_t|v$ 、 $\mu_n|u$ 、 $\mu_n|d$ 、 $\mu_n|v$ 、 $\mu_b|u$ 、 $\mu_b|d$ 、 $\mu_b|v$ の各々の値を、前記ファジイ推論の機構に入力して前記各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定するアナログ値 μ_t 、“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める第2論理工程とを含み、

当該ファジイ推論機構は、

R1: $\mu_t = \min(\mu_t|u, \mu_t|d, \mu_t|v)$,

R2: $\mu_n = \min(\mu_n|u, \mu_n|d, \mu_n|v)$,

R3: $\mu_b = \min(\mu_b|u, \mu_b|d, \mu_b|v)$

ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3)$ は a_1 、 a_2 、 a_3 の中から最小値を選択する演算で表現されることを特徴とする請求項11に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項14】 前記デファジイ工程における、前記弛緩法に基づいた前記非ファジイ化過程を前記各ボクセルに対して行う工程は、

前記前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく前記非ファジイ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域に前記クラス分けを実行する際に、

(1) 注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しない、

(2) 注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接する、

(3) 注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しない

といった規則に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組



織”を”境界”と定義する工程を含むことを特徴とする請求項12または13に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項15】 前記デファジイ工程における、前記”腫瘍”、”正常組織”または”境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は、すべてのボクセルを、”腫瘍”のグレードを示す画像 μ_t 、”正常組織”のグレードを示す画像 μ_n 、または”境界”のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいてラベル付けするラベル付け工程と、

前工程に続いて、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の $*10$

```

R1: if  $N_t > 1$  and  $N_b \geq 2$  and  $N_n = 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$ ,
R2: else if  $N_n > 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_t = 1$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$ ,
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_n \geq 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$ ,
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$ ,
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$ ,
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$ ,

```

ただし、記号 \uparrow はその値にある定数Cを加えること、記号 \downarrow はその値から定数Cを減することを意味しているで表現されることを特徴とする請求項15に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項17】 前記ラベル付け工程は、前記局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合、”腫瘍”のグレードを示す画像、”正常組織”のグレードを示す画像、または”境界”のグレードを示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程を含むことを特徴とする請求項15または16に記載の腫瘍抽出処理方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、2次元画像あるいは3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織（特に、乳癌組織）を発見する病理診断支援システムに適応可能な腫瘍抽出処理方法に関し、特に、生体のMRI画像や超音波画像等の2次元断面画像から3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織（特に、乳癌組織）を発見する腫瘍抽出処理方法に関する。

【0002】

【従来の技術】近年、超音波診断装置や医用MRI（Magnetic Resonance Imaging、磁気共鳴画像）を用いて生体の3次元画像データを作成し、病理診断処理を行う技術がさかんに利用されるようになってきている。

【0003】心臓やけい動脈を対象とする循環系疾患診

*領域内における”腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、”正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び”境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれに計算するラベル数計算工程と、当該ラベルの数（ N_t 、 N_n 、 N_b ）の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を並列的に反復する並列反復工程とを含むことを特徴とする請求項12乃至14のいずれか一項に記載の腫瘍抽出処理方法。

【請求項16】 前記局所的な制約ルールは、if t hen else条件文形式で表されたルール；

断では、血管内外壁の時間変化に伴う3次元運動と同部位の3次元分布を高速に取得し、両者の空間的な因果関係を定量的に把握できることが、診断精度を向上させるうえで強く望まれている。

【0004】ところで、近年40代女性の死亡の主な原因の1つになっている乳癌を発見するための乳腺（被測定物体）腫瘍の病理診断には、X線Mammographyや超音波エコー法などが用いられている。

【0005】悪性腫瘍の特徴は、良性と比較すると凹凸を伴う複雑な輪郭を有していることである。乳腺の画像診断では、このような幾何学的特徴がX線Mammographyや超音波エコー画像による乳腺腫瘍の診断においてよく利用される。

【0006】X線Mammographyは、乳腺に対するX線の透過像であり、比較的高い空間分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出並びに評価のための方法がいくつか提案されている。

【0007】一方、超音波エコー画像による乳腺腫瘍の診断では、Mammographyと比較して有利な点がいいくつかある。

【0008】すなわち、

1. 超音波像は透過像ではなく超音波断面画像として得られること、
 2. 超音波プローブを体表面（乳腺表面）に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺内部を観察できること、
 3. 被検者に対する苦痛が少ないこと
- などである。

【0009】従って、検者が、超音波断面画像を画面上

で観察しながら、乳腺内部をくまなく走査することによって、高い精度での腫瘍の発見、並びに悪性腫瘍の判別ができるようになることが期待でき、日常の診断に不可欠なものになっている。

【0010】また従来の乳腺の超音波検査は、検者（例えば、医師）が超音波プローブを用いて乳腺内部をくまなく走査して断層画像を観察することによって、腫瘍の発見、悪性腫瘍（癌）の鑑別を行っている。超音波断層画像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコー・レベル（すなわち、画像の輝度）が低いことである。このことは、画像の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。

【0011】そこで、断層画像における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断層画像だけでは悪性腫瘍の幾何学的特徴を把握しにくい場合がある。このような場合では、腫瘍の表面形状を3次元的に表示すれば、幾何学的な表面形状を容易に観察することができ、より精度の高い診断が可能となると予想される。

【0012】従来この種の画像取得装置としては、例えば、特願平4-110305号（第1従来技術）に示すようなものがある（第1従来技術、図19）。

【0013】すなわち、第1従来技術の画像処理装置は、MRIや超音波診断装置などから得られる2次元あるいは3次元の画像データの処理を行うのに適し、特に、診断に有用な特徴情報を高速にかつ効率的に抽出することが可能な画像処理装置であって、処理対象の2次元画像空間の画素にそれぞれ1つずつのファジィ素子に対応づけたファジィ素子のアレイ6A、…、6Aを用い、個々の画素の値をファジィ推論によって決定するようにしたもので、3次元画像データを処理する場合には、ピクセル単位のファジィ素子を、断層面数と、あらかじめ規定された断層面内のピクセル数とを乗じた数だけ少なくとも設け、各ファジィ素子を並列に動作させることによって課題の解決を図るものである。

【0014】すなわち、第1従来技術の画像処理装置は、2次元画像空間の各画素と対応づけた多数のファジィ素子のアレイ6A、…、6Aからなる画像処理部を備え、ファジィ素子の各々が、入力された2次元画像データについてあらかじめ規定されたルールおよびメンバシップ関数に基づいてファジィ推論を同時並行的に実行し、各々のファジィ素子が、対応づけられている画素の値を決定している。

【0015】また、複数の断層面データを入力として3次元画像処理を行う場合、第1従来技術の画像処理装置は、少なくともあらかじめ規定された断層面数に各断層面内のピクセル数を乗じた数のファジィ素子を有する画像処理部を備え、画像処理部の各ファジィ素子が、あらかじめ規定された、すべてのピクセルについて独立なルールとメンバシップ関数とを有し、3次元空間上の与え

られた点について境界抽出等の特徴抽出処理を並列に実行している。ここで画像処理部のファジィ素子の数を、更に同時に抽出したい特徴の数を乗じて決定している。また、各断層面データが順次的に入力されかつその入力速度が、ファジィ素子の処理速度に比べて遅い場合、1つの断層面を処理するファジィ素子のブロック6A、…、6Aを単位として、1つあるいは複数のブロック6A、…、6Aで画像処理部を構成し、1つの特徴について1つのブロック6A、…、6Aを使用して順次入力される断層面データを処理している。

【0016】ところで、超音波診断装置や医用MRIを用いて生体の3次元画像データを作成し、診断処理を行う場合、一般に、生体への超音波の送受波により取り込まれたエコーデータに基づき形成される。例えば二次元断層画像を形成する場合、二次元エコーデータ取り込み領域内で取り込まれたエコーデータのレベルが画素値に変換される。また、三次元超音波画像を形成する場合、三次元エコーデータ取り込み領域内で取り込まれたエコーデータを利用して、まず特定組織の輪郭抽出が3次元的に行われ、その後、例えば組織表面が濃淡処理され、これにより立体的な組織像が形成される。

【0017】二次元超音波画像内で特定組織の断面積を演算する場合、あるいは三次元超音波画像の形成や特定組織の体積を演算する場合等においては、組織の輪郭（組織間の境界）を抽出する必要がある。

【0018】組織画像についての複数の特徴量を基礎として、組織境界の抽出を精度良く行う画像取得装置としては、例えば、特願平5-333617号（第2従来技術、図20）に示すようなものがある。

【0019】第2従来技術の超音波画像処理装置は、超音波画像を形成するためのエコーデータを処理する装置であって、注目エコーデータを中心とする参照領域に含まれる複数のエコーデータの平均値 μ を演算する平均値演算部12Bと、参照領域に含まれる複数のエコーデータの分散値 σ を演算する分散値演算部14Bと、平均値 μ 及び分散値 σ に基づいて組織差強調演算を行い、注目エコーデータの新たな値を出力する組織差強調演算部（不図示）と、組織差強調後の画像に対して境界抽出を行う境界抽出部とを含んで構成され、注目エコーデータ毎に組織差強調演算を行って超音波画像に対する組織差強調処理を実行し、注目エコーデータを中心とする参照領域内でエコーデータの平均値 μ 及び分散値 σ を求め、それらの平均値 μ 及び分散値 σ に基づいて組織差強調演算を求めている。これにより、境界抽出精度を向上させ、画像の平均値 μ 及び分散値 σ を総合勘案することにより組織差を認識できる組織差強調処理を行い、また、組織差強調演算部をファジィ推論部28Bで構成して組織差強調演算をファジィ推論により実行し、組織差強調演算のための複雑なテーブルの作成を不要とし、かつ膨大な規模のテーブルの作成を不要としていた。

【0020】また第2従来技術の超音波画像処理装置は、ファジー推論部28Bの出力から組織分離度を演算する分離度演算部52Bと、ファジー推論部28Bが有するメンバーシップ関数を決定するためのパラメータを設定する手段であって、パラメータを順次変更して得られる複数の組織分離度に基づき、メンバーシップ関数を最適化するパラメータ設定部54Bと、組織差強調後の画像に対して境界抽出を行う境界抽出部とを設け、メンバーシップ関数の最適化をフィードバックループにより実行していた。また、ファジー推論部28Bに設けられるメンバーシップ関数の最適化をフィードバックループにより達成し、メンバーシップ関数を決定するパラメータを順次変更しつつ組織分離度を演算し、その組織分離度に基づき最適なパラメータを設定し、メンバーシップ関数の最適化を実際の画像処理の前段階に行っておくことにより、各種の組織に対応した最も適切な条件下で組織差強調処理（微分処理の一種）を実行していた。

【0021】

【発明が解決しようとする課題】腫瘍（特に、乳癌）の表面形状を3次元的に表示及び評価するためには、取得した超音波ボクセル画像データから腫瘍の領域を抽出することが重要となる。しかも、乳腺の超音波画像には、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域が存在するといった超音波画像特有の難しさもある。

【0022】しかしながら、乳腺の超音波画像の前処理として単純な閾値による2値化を実行する2値化や微分オペレータなどの画像処理法を実行する第1従来技術や第2従来技術では、乳腺の超音波画像に対する画像処理2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法を用いているため、後段で各種のファジー推論を行っても、根本的に、期待するような抽出精度を実現することが難しいと考えられる。

【0023】また、このような画像処理技術を用いて、高い精度での腫瘍の発見、並びに悪性腫瘍の判断を実現するためには、複雑な計算アルゴリズムや大規模なコンピュータリソースを必要としてしまうという問題点があった。

【0024】本発明は、このような従来の問題点を解決することを課題としており、特に、3次元LoG (Laplace of Gaussian) フィルタを用いたメンバーシップ関数を自動作成し、ファジー推論並びに弛緩法を用いて、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスに分類し、その結果に基づいて、腫瘍の3次元領域の決定することにより、パーソナルコンピュータ (PC) 程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間 (高速) に計算 (画像処理) できるような簡便なファジー推論アルゴリズムを提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、

悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍抽出処理方法を実現することを目的としている。

【0025】

【課題を解決するための手段】上記課題を解決するため成された請求項1に記載の発明は、3次元のボクセルの各々に対して、超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジー推論に利用するメンバーシップ関数の[0, 1]区分の確率分布として表現する特徴量演算工程と、当該メンバーシップ関数を備えたファジー推論過程に基づいて当該統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する工程を含むメンバーシップ関数自動生成工程と、当該生成されたメンバーシップ関数及びファジー・ルールを含んで構成される前記ファジー推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けするファジー推論工程と、弛緩法に基づいた非ファジー化過程を各ボクセルに対して行う工程と、前工程に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程とを含むデファジー工程とを有する腫瘍抽出処理方法である。

【0026】請求項1に記載の発明によれば、特徴量演算工程が、3次元のボクセルの各々に対して、2次元超音波画像または3次元超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布を、ファジー推論に利用するメンバーシップ関数の[0, 1]区分の確率分布として表現する工程を実行する。またメンバーシップ関数自動生成工程が、メンバーシップ関数を備えたファジー推論過程に基づいて、特徴量演算工程で求めた統計量の分布をまとめて腫瘍の領域を自動抽出する工程を実行する。これにより、ボクセル・データに対して3次元LoGフィルタをかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する“らしさ”を示すメンバーシップ関数を求めることができるようになる。1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LoG (Laplace of Gaussian) フィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元LoGフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算

能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。またファジィ推論工程が、メンバシップ関数自動生成工程で求めたメンバシップ関数自動生成工程を実行した際に生成されたメンバシップ関数、及びファジィ・ルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする工程を実行する。デファジィ（Defuzzify）工程は、弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して実行し、この工程（非ファジィ化過程の工程）に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程を実行する。このようなファジィ推論工程とデファジィ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ（PC）程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような簡便なファジィ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスに分類できるようになる。その結果、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような、簡便な超音波3次元画像から、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。

【0027】また請求項2に記載の発明は、請求項1に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記ファジィ推論工程は、前記各ボクセルが、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”である“らしさ”の度合いを求めると共に、当該求めた“らしさ”の度合いに応じた前記クラス分けを実行する腫瘍抽出処理方法である。

【0028】請求項2に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、前述のファジィ推論工程は、各ボクセルが、“腫瘍”である“らしさ”の度合い、“正常組織”である“らしさ”の度合い、または“境界”である“らしさ”の度合いを求め、求めた“らしさ”の度合いに応じたクラス分けを各ボクセルに対して実行する工程である。3次元LOGフィルタをかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類されたボクセルには、誤って分類されたボクセルが含まれる可能性がある。そこで、このようなファジィ推論工程を設けることにより、“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的存在する“腫瘍”ボクセルや“境界”ボクセルを除去し、また、“腫瘍”と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。これにより、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定する工程を実行できるようになる。

【0029】また請求項3に記載の発明は、請求項1に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記特徴量演算工程で用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度平均値を含み、当該輝度平均値は、

$$\text{輝度平均値} = \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N^3$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ （ N ：自然数）であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N は参照ボクセル・ボリュームの大きさで与えられる腫瘍抽出処理方法である。

【0030】請求項3に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、輝度平均値が“腫瘍”領域では小さく、“正常組織”の領域では大きく、また、“境界”領域ではその中間の値をとると考えられることから、前述の特徴量演算工程で用いられる所定の統計量を、各ボクセルに対する輝度平均値 $\{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N^3$ （ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ （ N ：自然数）、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値、 N は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 \sum は総和演算）としている。その結果、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い“腫瘍”（tumor）、輝度の高い“正常組織”（normal tissue）、そして両者の“境界”（boundary）を識別できるようになる。

【0031】また請求項4に記載の発明は、請求項1に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記特徴量演算工程に用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離を含み、当該各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、

$$\begin{aligned} g_x &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\ g_y &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\ g_z &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} \end{aligned}$$

で与えられ、当該各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 $= \{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$ ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N （自然数）は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 (g_x, g_y, g_z) は、それぞれ参照ボクセル・ボリュームにおける輝度の重心の座標、 (c_x, c_y, c_z) は幾何学的な中心の座標で与えられる腫瘍抽出処理方法である。

【0032】請求項4に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離の値が、“正常組織”の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられ、“境

界”の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ、注目画素は”境界”であれば距離が大きく、逆に”正常組織”であれば距離が小さい値となることから、前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、少なくとも、各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離とに基づいて決定している。

【0033】ここで、各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、以下の式で与えられる。

【0034】 $g_x = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i + 1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}$

$g_y = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j + 1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}$

$g_z = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k + 1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}$

【0035】また各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は、以下の式で与えられる。

【0036】輝度の重心と幾何学的な中心の距離 = $\{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1, f$

(i, j, k) = ボクセル (i, j, k) における輝度値、 N (自然数) = 参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 (g_x, g_y, g_z) = それぞれ参照ボクセル・ボリュームにおける輝度の重心の座標、 (c_x, c_y, c_z) = 幾何学的な中心の座標

【0037】また請求項5に記載の発明は、請求項3に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記特徴量演算工程に用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度分散を含み、当該各ボクセルに対する輝度分散は、

輝度分散 = $\{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数)は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 u は輝度平均値で与えられる請求項3に記載の腫瘍抽出処理方法である。

【0038】請求項5に記載の発明によれば、請求項3に記載の効果に加えて、輝度の分布が、”腫瘍”の領域では小さく、”正常組織”と”境界”では大きな値になることを考慮して、前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、各ボクセルに対する輝度分散を含んで決定している。

【0039】ここで、各ボクセルに対する輝度分散は、以下の式で与えられる。

【0040】各ボクセルに対する輝度分散 = $\{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1, f$
 (i, j, k) = ボクセル (i, j, k) における輝度値、 N (自然数) = 参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 u は輝度平均値

【0041】また請求項6に記載の発明は、請求項1乃至5のいずれか一項に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記メンバシップ関数自動生成工程は、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、前記ファジイ推論に利用する当該メンバシップ関数を前記ボクセル毎に3次元ガウシアン・ラプラスフィルタの出力に基づいて自動作成する工程である腫瘍抽出処理方法である。

【0042】請求項6に記載の発明によれば、請求項1乃至5のいずれか一項に記載の効果に加えて、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、前述のメンバシップ関数自動生成工程は、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタの出力に基づいて、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数をボクセル毎に自動作成する。すなわち、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアン・ラプラスフィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる”境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い”腫瘍”、負値が輝度の高い”正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間 (高速) に計算 (画像処理) できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。

【0043】また請求項7に記載の発明は、請求項6に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記メンバシップ関数自動生成工程は、前記メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、前記3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ $g(r)$

$g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{ (2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^3 \} \cdot \exp \{ -r^2 / 2\sigma^2 \}$

r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で表される3次元LoGフィルタ出力から求める3次元LoGフィルタ工程と、前記3次元LoGフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の”境界”を抽出する境界抽出工程と、当該3次元LoGフィルタ出力が正値を示すボクセルを輝度の低い”腫瘍”に分類する腫瘍抽出工程と、当該3次元LoGフィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い”正常組織”に分類する正常組織抽出工程と、前記腫瘍抽出工程

において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、前記“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張・収縮処理工程と、前記膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対して前記クラス分けが行われたボクセルのみに対して前記特徴量演算工程を実行して前記輝度平均値、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び前記輝度分散の3つの特徴量を計算するボクセル

3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ $g(r) =$

$$(R^2 - 3\sigma^2) / \{ (2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^7 \} \cdot \exp \{ -r^2 / 2\sigma^2 \}$$

ただし、 r = 原点からの距離、 σ = ガウシアン標準偏差

境界抽出工程は、3次元L o Gフィルタ工程で求めた3次元L o Gフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する。

【0046】腫瘍抽出工程は、3次元L o Gフィルタ工程で求めた3次元L o Gフィルタ出力が正値を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する。

【0047】正常組織抽出工程は、3次元L o Gフィルタ工程で求めた3次元L o Gフィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する。

【0048】膨張・収縮処理工程は、腫瘍抽出工程において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に、両者を分断する。このような処理を設けることにより、クラス分けされた“腫瘍”ボクセル、“正常組織”ボクセルすべてに対して3つの特徴量を計算できるようになる。また、膨張・収縮処理前後で共に“境界”とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算することで、“境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った“境界”ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0049】ボクセル選別・特徴量計算工程は、膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値（第1の特徴量）、輝度の重心と幾何学的な中心の距離（第2の特徴量）、輝度分散（第3の特徴量）の3つの特徴量を計算する。

【0050】メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める。

【0051】また請求項8に記載の発明は、請求項7に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記メンバシップ関数決定工程において、前記3つの特徴量の各々に対する

*セル選別・特徴量計算工程と、前記ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量の各々に対して、各々の確率密度関数に応じた前記メンバシップ関数を求めるメンバシップ関数決定工程とを有する腫瘍抽出処理方法である。

【0044】請求項7に記載の発明によれば、請求項6に記載の効果に加えて、3次元L o Gフィルタ工程は、メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、以下の式で表される3次元L o Gフィルタ出力から求める。

【0045】

確率密度係数を、 $P_s(x) = x / \sigma^2 \cdot \exp \{ (-x^2 + \sigma^2) / \sigma^2 \} \cdot I_0(xs / \sigma^2)$ 、ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数、で表現する腫瘍抽出処理方法である。

【0052】請求項8に記載の発明によれば、請求項7に記載の効果に加えて、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量

20 (第1乃至第3の特徴量)の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対する確率密度係数を、以下の式で定義している。

$$【0053】 P_s(x) = x / \sigma^2 \cdot \exp \{ (-x^2 + \sigma^2) / \sigma^2 \} \cdot I_0(xs / \sigma^2)$$

ここで、 $I_0(x)$ = 第1種第0次の変形ベッセル関数
このような $P_s(x)$ は、Rician関数とよばれている。Rician関数は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s/σ が大きくなるとGaussianに近づく。

【0054】超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合にはいわゆる画像にはスペックル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布からGaussianへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。そこで、3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については“腫瘍”をRayleigh分布で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussianで近似できるようになる。

【0055】また特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、“正常組織”及び“腫瘍”領

域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0056】同様の主旨で、特徴量における輝度分散については、確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0057】また請求項9に記載の発明は、請求項8に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度平均値に対するメンバシップ関数を、“腫瘍”についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似すると共に、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似する腫瘍抽出処理方法である。

【0058】請求項9に記載の発明によれば、請求項8に記載の効果に加えて、確率密度係数は、Rician関数とよばれている。Rician関数は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s/σ が大きくなるとGaussianに近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布からGaussianへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、輝度平均値に対するメンバシップ関数を、“腫瘍”についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似し、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第1特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については“腫瘍”をRayleigh分布で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussianで近似できるようになる。

【0059】また請求項10に記載の発明は、請求項8に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似する腫瘍抽出処理方法であ

る。

【0060】請求項10に記載の発明によれば、請求項8に記載の効果に加えて、確率密度係数は、Rician関数とよばれている。Rician関数は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s/σ が大きくなるとGaussianに近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布からGaussianへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0061】また請求項11に記載の発明は、請求項8に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度分散に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似する腫瘍抽出処理方法である。

【0062】請求項11に記載の発明によれば、請求項8に記載の効果に加えて、確率密度係数は、Rician関数とよばれている。Rician関数は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s/σ が大きくなるとGaussianに近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布からGaussianへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低

い“腫瘍”領域ではRayleigh分布となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、輝度分散に対するメンバシップ関数を、レイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、特徴量における輝度分散については、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0063】また請求項12に記載の発明は、請求項11に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記ファジイ推論工程は、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数と前記ファジイ・ルールを含んで構成される前記ファジイ推論過程に基づいて、前記各ボクセルを、“腫瘍”のクラスに属するグレード、“正常組織”のクラスに属するグレード、“境界”のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いて前記クラス分けを実行する工程を含み、当該ファジイ・ルールは、前記輝度平均値を u 、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散を v としたとき、if then else条件文形式で表されたルール；

R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small) then the voxel is "tumor",

R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue",

R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary"

で表現される腫瘍抽出処理方法である。

【0064】請求項12に記載の発明によれば、請求項11に記載の効果に加えて、ファジイ推論工程は、メンバシップ関数決定工程において生成した3つのメンバシップ関数とファジイ・ルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、“腫瘍”のクラスに属するグレード、“正常組織”のクラスに属するグレード、“境界”のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いてクラス分けを実行する工程を含んでいる。

【0065】ここで用いるファジイ・ルールは、輝度平均値を u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、輝度分散を v としたとき、if then else条件文形式で表された以下のルールとして定義されている。

【0066】R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small) then the voxel is "tumor",

R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue",

R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary"

また、ファジイ推論工程で用いられるメンバシップ関数は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数、輝度分散に対するメンバシップ関数の3つを少なくとも含んでいる。

【0067】また請求項13に記載の発明は、請求項11に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記ファジイ推論工程は、前記輝度平均値を u 、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散を v としたとき、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレード $\mu_t | u$ 、 $\mu_t | d$ 、 $\mu_t | v$ 、 $\mu_n | u$ 、 $\mu_n | d$ 、 $\mu_n | v$ 、 $\mu_b | u$ 、 $\mu_b | d$ 、 $\mu_b | v$ の各々を求める第1論理工程と、当該グレード $\mu_t | u$ 、 $\mu_t | d$ 、 $\mu_t | v$ 、 $\mu_n | u$ 、 $\mu_n | d$ 、 $\mu_n | v$ 、 $\mu_b | u$ 、 $\mu_b | d$ 、 $\mu_b | v$ の各々の値に基づいて、前記ファジイ推論の機構に入力して前記各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定するアナログ値 μ_t 、“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める第2論理工程とを含み、当該ファジイ推論機構は、

R1: $\mu_t = \min(\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v)$,

R2: $\mu_n = \min(\mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v)$,

R3: $\mu_b = \min(\mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v)$

ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3)$ は a_1, a_2, a_3 の中から最小値を選択する演算で表現される腫瘍抽出処理方法である。

【0068】請求項13に記載の発明によれば、請求項11に記載の効果に加えて、第1論理工程は、メンバシップ関数決定工程で求めたメンバシップ関数に基づいて各ボクセルにおける特徴量の各々に対応する3つのクラ

スに属するグレード $\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v, \mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v$ の各々を求める（輝度平均値 = u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 = d 、輝度分散 = v ）。

【0069】ここで、グレード $\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v, \mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v$ の各々は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて求められる。

【0070】第2論理工程は、グレード $\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v, \mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v$ の各々の値に基づいて、ファジイ推論の機構に入力して各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定するアナログ値 μ_t 、“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n 、または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める。

【0071】ここで、第2論理工程で用いられるファジイ推論機構を、次式で定義している。

【0072】

$R1: \mu_t = \min(\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v)$ 、

$R2: \mu_n = \min(\mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v)$ 、

$R3: \mu_b = \min(\mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v)$

（ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3) = a_1, a_2, a_3$ の中から最小値を選択する演算）。

【0073】これにより、前述の if then else 条件文形式で表されたルールにおける“if ~ then”の条件文中の“and”論理演算は「ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる」ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる。

【0074】また請求項14に記載の発明は、請求項12または13に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記デファジイ工程における、前記弛緩法（Relaxation Method）に基づいた前記非ファジイ化過程を前記各ボクセルに対して行う工程は、前記前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく前記非ファジイ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域に前記クラス分けを実行する際に、（1）注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しない、（2）注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接する、（3）注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しないといった規則に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する工程を含む腫瘍抽出処理方法である。

【0075】請求項14に記載の発明によれば、請求項

12または13に記載の効果に加えて、前述のデファジイ工程における、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う工程は、各ボクセルにおける特徴量（輝度平均値、輝度の重心と幾何学的な中心の距離、輝度分散）の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく非ファジイ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けを実行する際に、以下の規則に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【0076】規則（1）注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しないと定義する。

【0077】規則（2）注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接すると定義する。

【0078】規則（3）注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しないこれにより、3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ（非ファジイ化過程）処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けできるようになる。

【0079】また請求項15に記載の発明は、請求項12乃至14のいずれか一項に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記デファジイ工程における、前記“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は、すべてのボクセルを、“腫瘍”のグレードを示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレードを示す画像 μ_n 、または“境界”のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいてラベル付けするラベル付け工程と、前工程に続いて、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれに計算するラベル数計算工程と、当該ラベルの数 (N_t, N_n, N_b) の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を並列的に反復する並列反復工程とを含む腫瘍抽出処理方法である。

【0080】請求項15に記載の発明によれば、請求項12乃至14のいずれか一項に記載の効果に加えて、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程として、ラベル付け工程、ラベル数計算工程、並列反復工程が前述のデファジイ工程において実行される。

【0081】ここでラベル付け工程は、“腫瘍”のグレードを示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレードを示す画像 μ_n 、または“境界”のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいて、すべてのボクセルに対するラベル付けを行う工程である。

【0082】またラベル数計算工程は、前述のラベル付

け工程に続いて、注目しているボクセル（注目ボクセル）に連結する（連続して連なる） $3 \times 3 \times 3$ （ボクセル）の領域（3次元領域）内に存在する“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれ計算する工程である。

【0083】また並列反復工程は、ラベル数計算工程で算出したラベルの数（ N_t 、 N_n 、 N_b ）の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を、3次元画像を構成するボクセルに対して並列的に反復する工程である。

【0084】これにより、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスに*

```
R1: if  $N_t > 1$  and  $N_b \geq 2$  and  $N_n = 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 
R2: else if  $N_n > 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_t = 1$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_n \geq 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 
```

ただし、記号 \uparrow はその値にある定数Cを加えること、記号 \downarrow はその値から定数Cを減することを意味しているで表現される腫瘍抽出処理方法である。

【0086】請求項16に記載の発明によれば、請求項※

```
R1: if  $N_t > 1$  and  $N_b \geq 2$  and  $N_n = 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 
R2: else if  $N_n > 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_t = 1$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_n \geq 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 
```

（ただし、 $A \uparrow$ はAの値にある定数Cを加えること（ $A + C$ ）を意味する演算子、 $A \downarrow$ はAの値から定数Cを減すること（ $A - C$ ）を意味する演算子）

具体的には、各ボクセルについてR1～R6は順番に処理され、どれかが成立した場合には後のルールは無視される。また、このデファジイ処理は並列的に繰り返行われ、全ボクセル・データに対する μ_t, μ_n, μ_b の変化量の合計がある閾値以下となったときに終了する。この時点で、各ボクセルに対して μ_t, μ_n, μ_b の中で最

*によってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し、局所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

10 【0085】また請求項16に記載の発明は、請求項15に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記局所的な制約ルールは、if then else条件文形式で表されたルール；

※15に記載の効果に加えて、並列反復工程で用いられる局所的な制約ルールを、if then else条件文形式で表された以下のルールで規定している。

【0087】

大の値をとる要素がそのボクセルの属性として決定される結果、最終的に各ボクセルに“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”のいずれかの要素を割り当てることになる。また、周囲ボクセルの持つ“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のいずれかの要素を割り当てている。従って、例えば、あるボクセルの“境界”に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても、周囲に“腫瘍”（あるいは“正常組織”）に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合、そのボクセルの“腫

瘍”（あるいは”正常組織”）であるグレード μ_c （あるいは μ_n ）は反復処理によって大きく、”境界”と”正常組織”（あるいは”腫瘍”）に属するグレード μ_o と μ_n （あるいは μ_c ）はより小さく変更されていく（R3, R5参照）。逆に、あるボクセルの”境界”らしさのグレード μ_o が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の”境界”、1つ以上の”腫瘍”と”正常組織”らしさのグレードの大きいボクセルがあれば、そのボクセルの”境界”らしさのグレードはより大きな値に、”腫瘍”と”正常組織”らしさのグレードはより小さな値に更新されていく（R1参照）。

【0088】また請求項17に記載の発明は、請求項15または16に記載の腫瘍抽出処理方法において、前記ラベル付け工程は、前記局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合、”腫瘍”のグレードを示す画像、”正常組織”のグレードを示す画像、または”境界”のグレードを示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程を含む腫瘍抽出処理方法である。

【0089】請求項17に記載の発明によれば、請求項15または16に記載の効果に加えて、更新工程が前述のラベル付け工程において実行される。

【0090】ここで更新工程は、並列反復工程実行時に用いられる局所的な制約条件によって矛盾が生じた場合、”腫瘍”のグレードを指示する画像、”正常組織”のグレードを指示する画像、または”境界”のグレードを指示する画像の値を、条件を満たすように徐々に更新する工程である。

【0091】本発明におけるメンバシップ関数は、乳腺超音波像のボクセル・データに対する3次元LoGフィルタの出力、すなわち正・負値及びゼロ・クロッシングの3つの領域について、本発明で用いた各特徴量、そして輝度の重心のずれのそれぞれのヒストグラムをRayleigh分布とGaussianで近似することによって自動生成されている。そして、作成されたメンバシップ関数とファジィ・ルールからなるファジィ推論機構を用いて、ボクセル・データに関する3つのクラスに属するグレードを表す画像を求め、そこから弛緩法の考え方を利用したデファジィ処理によって腫瘍の領域を徐々に修正しながら最終的に確定する。

【0092】ここで、すべてのボクセルは、”腫瘍”、”正常組織”及び”境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_c, \mu_n, \mu_o\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における”腫瘍”、”正常組織”及び”境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_c, N_n, N_o\}$ をそれぞれに計算し、局所的な制約ルールを入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_c, μ_n, μ_o の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを”腫瘍”、”正常組織”、

または”境界”に分類する。

【0093】

【発明の実施の形態】初めに、図面に基づき、本発明の腫瘍抽出処理方法を実行する乳癌検診システムの前処理である3次元画像取得過程、及びこれを実行する装置（PC10）の一実施形態を説明する。図1は、PC10の基本構成を示すブロック図である。

【0094】以下の実施形態では、3次元位置センサ（交流磁界位置センサ131）を取り付けたプローブ12（超音波式プローブ121）を用いて取得された超音波エコー（=探針データ12a）から乳腺301（被測定物体30）を抽出して、その3次元的な表面形状から腫瘍の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を行う超音波画像を用いた乳癌検診システムにおける立体超音波画像を生成するシステムに最適なPC10及び3次元画像取得処理について説明を行うことにする。

【0095】乳癌検診システムは、PC10から受け取った乳腺腫瘍の3次元領域（3次元イメージ）の形状における幾何学的な凹凸を評価することによって乳癌の判別診断を行うものである。このような乳腺腫瘍の抽出を行う乳癌検診システムに必要なとされる3次元処理では、腫瘍部位に関するボクセル・データ16aが不可欠である。

【0096】PC10は、乳腺腫瘍の3次元領域（3次元イメージ）をプログラム（後述する3次元画像取得処理のプログラムコードを含む）によって自動抽出し、そして腫瘍表面を3次元表示（立体イメージとして表示）して乳癌の判別診断（乳癌検診システム）を支援する3次元超音波画像データ収集システムである。

【0097】図1に示すPC10は、超音波式プローブ121、交流磁界位置センサ131、PC10を中心とするハードウェア構成となっている。

【0098】超音波式プローブ121は、被測定物体30の表面をスキニングしながら被測定物体30を探針して内部構造や表面構造に関する探針データ12aを生成する。

【0099】本実施形態では、乳腺301の表面を超音波を用いてスキニングしながら乳腺301からの超音波エコーに基づく探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断面画像データ121aを生成する超音波式プローブ121を超音波式プローブ121として用いている。

【0100】交流磁界位置センサ131は、超音波式プローブ121に取り付けられた状態で、スキニング中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式プローブ121の座標データを被測定物体30の探針動作に同期させて生成する。

【0101】交流磁界位置センサ131は、自己の空間的な位置や姿勢に関する3次元座標 (x_o, y_o, z_o) 及び自己の傾斜方向を角度（方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角

10

20

30

40

50

Φ)で表した位置データ($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi$)を実時間で測定してブロープ座標データ13aとして出力する位置センサである。

【0102】交流磁界位置センサ131は、超音波式ブロープ121に取り付けられた状態で、乳腺301の表面のスキャン中の超音波式ブロープ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式ブロープ121の座標データ(x_0, y_0, z_0)を乳腺301の探針動作に同期させて生成する。

【0103】これにより、PC10が、超音波断層画像データ121aの収集を行う際に、超音波断層画像データ121aの収集と同期してブロープ座標データ13aを収集し、超音波断層画像データ121a及び超音波断層画像データ121aと同期したブロープ座標データ13aを用いて、3次元超音波画像データ15bを生成し、3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換するため、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとすることができる。

【0104】すなわち、超音波式ブロープ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)と同時に超音波式ブロープ121の位置データ(ブロープ座標データ13a=位置データ($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi$))を超音波式ブロープ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式ブロープ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aに変換することができる。その結果、メカニカルに超音波式ブロープ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断層画像データ121aを生成できるようになる。

【0105】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとすることにより、取得した超音波断層画像(探針データ12a)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ(ボクセル・データ16a)が生成できるようになる。

【0106】PC10は、探針データ12aの収集を行う際に、探針データ12aの収集と同期してブロープ座標データ13aを収集する。

【0107】またPC10は、探針データ12a及び探針データ12aと同期したブロープ座標データ13aを

用いて、3次元画像データ15aを生成する。

【0108】またPC10は、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換するため、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとする。

【0109】PC10は、探針データ12aと同期したブロープ座標データ13aとして、交流磁界位置センサ131の超音波式ブロープ121に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 Φ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、($i, j = 1, 2, 3$)を用い、探針データ12aの座標($x, y, 0$)に対して変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データ15aの座標(x', y', z')を生成する。

【0110】すなわち、超音波式ブロープ121には交流磁界位置センサ131が取り付けられており、この交流磁界位置センサ131は、自己(すなわち、交流磁界位置センサ131)の空間的な位置データ(位置や姿勢に関する3次元座標のデータ13a=位置データ

($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi$))を実時間で測定してブロープ座標データ13aとして出力する。このためPC10は、探針データ12a(超音波断層画像データ121a)の収集と同期したブロープ座標データ13aの収集ができる。これに応じてPC10が、探針データ12a(超音波断層画像データ121a)及び探針データ12a(超音波断層画像データ121a)と同期したブロープ座標データ13aを用いて3次元画像データ15aを生成するために、探針データ12a(超音波断層画像データ121a)の座標($x, y, 0$)に対して、変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データ15aの座標(x', y', z')を生成する。すなわち、超音波式ブロープ121の位置(x_0, y_0, z_0)や姿勢(ψ, θ, Φ)を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像データ121aの座標($x, y, 0$)と同時に超音波式ブロープ121のブロープ座標データ13aとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式ブロープ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式ブロープ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像データ121aの座標($x, y, 0$)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aの座標(x', y', z')に変換することができる。その結果、メカニカルに超音波式ブロープ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断層画像データ121aの座標($x, y, 0$)を生成できるようになる。

【0111】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aの座標 (x', y', z') とすることにより、取得した超音波断層画像(探針データ12a)を3次元座標変換した後、線形補間*

$$\begin{aligned} a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi), \\ a_{13} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{21} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{22} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{23} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{31} &= -\sin(\theta), \\ a_{32} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{33} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi) \end{aligned}$$

で定義されている。

【0113】すなわち、超音波式プローブ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数で表現された変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像データ121aの座標 $(x, y, 0)$ を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ(PC10)のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aの座標 (x', y', z') に変換することができる。その結果、メカニカルに超音波式プローブ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断層画像データ121aの座標 $(x, y, 0)$ を小規模のハードウェアでも高速・低コストで生成できるようになる。

【0114】更に具体的に、図1のPC10のハードウェア基本構成を説明する。

【0115】本実施形態では、超音波式プローブ121に交流磁界位置センサ131を取り付けて、超音波式プローブ121をトラッキングしながら、超音波診断装置20からのビデオ信号をA/D変換した後、PCI Bus(Peripheral Component Interconnect bus)を経由して、同時にそのときの超音波式プローブ121の3次元位置 (x_0, y_0, z_0) と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を、RS232Cを経由して出力し、PC10のメ

*された等方的なボクセルの画像データの座標 (x', y', z') が生成できるようになる。

【0112】ここで、前述の変換行列 $T[a_{ij}]$ における各々の行列要素 a_{ij} は、

……式(1-1)～式(1-9)

モリに直接に転送するようなシステムを構築した。

【0116】ここで、小型(外形寸法=約2.8×2.2×1.5cm³)・軽量(17.0Kg)の交流磁界位置センサ131を超音波式プローブ121に取り付けることにより、熟練した検者が日常診断のときと同じように乳房表面をマニュアル走査で走査することができる。また、超音波画像(探針データ12a=超音波断層画像データ121a)がPCIバスを経由して直接にPC10でアクセスできるメモリ(不図示)に転送されるため、画像データ(超音波断層画像データ121a)の収集の高速化を図ることができる。

【0117】以下に、PC10のシステムの具体的な構成を説明する。

【0118】超音波診断装置20としては、例えば、アロカ(Aloka)社製のSSD-2000を流用することができる。超音波式プローブ121は、周波数7.5MHzの凹型電子走査方式を用いている。また超音波式プローブ121には、交流磁界位置センサ131(例えば、Polhemus社製 Fastrak tracking system)が取り付けられており、プローブの位置と向き(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)をトラッキングしながら検者が任意に幹部の超音波断層画像(探針データ12a)を取得できるようになっている。

【0119】すなわち、交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121の位置 (x_0, y_0, z_0) 及び角度(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を計測しながら、超音波診断装置20で観測している超音波断層画像(探針データ)データをPC10(DEC社製Pentium 166MHz、RAM 192MB)のメモリ(不図示)に直接取り込む。

【0120】本実施形態では、画像の取り込みを、PC I Bus Frame Grabber(Data

Translation社製、DT3155)を用いて、転送速度15フレーム/秒で実行している。

【0121】これによりPC10では、超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と姿勢(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)をトラッキングしながら検者が任意に患部の断層画像を取得できるようになっている。

【0122】前述のFasttrackトラッキング・システムは、隔地にある物体の位置と向きとを交流磁界を利用して計測するために用いられるものである。Fasttrackトラッキング・システムは、まずトランスミッタ(Transmitter)に設置される3つの定置コイルから磁界を発生させ、これらの磁界を3つのリモート・センシング用の受信コイルからなるセンサによって受信し、所定の計算アルゴリズムによりセンサのトランスミッタに相対する3次元的な位置(x_0, y_0, z_0)と姿勢(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を算出する。

【0123】従って、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131は、超音波式プローブ121のカレント位置(スキニング位置)の3次元座標(x_0, y_0, z_0)、及びその向きを角度(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)で表した位置データ($x, y, z, \psi, \theta, \Phi$)を実時間で測定して、RS232Cを用いてPC10に出力することができる。

【0124】ここで、計測される座標は、交流磁界のトランスミッタ(不図示)を配置する向きによって決まる。超音波式プローブ121におけるトランスミッタの参照座標系は、天地方向をZ方向、患部から検者に向かう方向をX方向としている。

【0125】なお、超音波式プローブ121のトランスミッタは、患部のほぼ直下に配置されていることが望ましい。Fasttrackトラッキング・システムの3次元空間座標系については、図2を参照されたい。

【0126】交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121位置及び向きの角度を計測しながら、超音波診断装置20で観測している断層画像データをPC10(DEC社製Pentium 166MHz、192MB)のメモリに直接取り込む。画像の取り込みはPCI

Bus Frame Grabber(Data Translation社製 DT3155)を用いて、超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)とともに実測*

$$\begin{aligned} a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi), \\ a_{13} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{21} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{22} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi), \end{aligned}$$

*転送速度15フレーム/秒を実現した。

【0127】次に、ボクセル・データ16aの作成プロセスを説明する。

【0128】図3は、図1のPCで実行される3次元画像取得処理の一実施形態を説明するフローチャートである。

【0129】ボクセル・データ16aの作成プロセスは、探針工程(ステップS1)、3次元位置探知工程(ステップS2)、3次元座標変換工程(ステップS3)、3次元ボクセル・データ発生工程(ステップS4)で構成されている。

【0130】本PC10において、乳腺腫瘍の領域の抽出は3次元的な処理によって行われるため、腫瘍部位に関する等法的なボクセル・データ16aの画像データが必要とされる。そのため、まず取得した断層画像群に対して3次元座標変換を行い、そして線形補間によってボクセル・データ16aに変換する。

【0131】今、交流磁界位置センサ131のトランスミッタ(超音波式プローブ121)に相対する位置(X軸方向、Y軸方向並びにZ軸方向)、交流磁界を利用した交流磁界位置センサ131のトランスミッタ(前記プローブ)に相対する向き(方位角(Azimuth) ψ 、仰角(Elevation) θ 、横転角(Roll) Φ)とする。(ステップS1、ステップS2)取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a(探針データ12a))の座標($x, y, 0$)を行列P、3次元変換後の座標(x', y', z')を行列Q、超音波式プローブ121のカレント座標位置と向きを示すプローブ座標データ13aの座標($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi$)における(x_0, y_0, z_0)を行列Rとしたとき、変換行列 $T[a_{ij}]$ を用いた行列演算(行列の積演算)を行って、取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a(探針データ12a))の座標($x, y, 0$)から3次元変換後の座標(x', y', z')を求めている(ステップS3)。

【0132】すなわち、

$$Q' = TP' + R'$$

で与えられる。ここで、行列 Q' 、 P' 、 R' の各々は、行列Q、P、Rの各々に対する転置行列を意味している。

【0133】ここで、変換行列 $T[a_{ij}]$ は、

33

$$\begin{aligned}
 a_{z,z} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\
 a_{z,y} &= -\sin(\theta), \\
 a_{z,x} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\
 a_{y,z} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi)
 \end{aligned}$$

で与えられる。このようにして取得された超音波画像について、超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を利用して3次元座標変換を行うことによって、ボクセル・データ16aを取得している(ステップS4)。

【0134】ところで、超音波式プローブ121の走査方法によっては、取得されたボクセル・データ16aの中にその輝度値が与えられていないボクセル・データ16aが存在したり、また同一のボクセル・データ16aについて2つ以上の異なる輝度値が対応する場合がある。

【0135】そこで本実施形態では、特に、輝度値が与えられていないボクセル・データ16aが存在した場合、画像の輝度補間(Image Brightness Interpolation)を用いてそのボクセル・データ16aの輝度値を求めることにしている。

【0136】また同一のボクセル・データ16aについて2つ以上の異なる輝度値が対応する場合には、これらの輝度値の平均輝度値をもって、そのボクセル・データ16aを代表する輝度値としている。

【0137】次に、画像補間の一実施形態を説明する。

【0138】本実施形態では、線形補間法(線形内挿法LIの一形態)を3次元空間処理に拡張してボクセル・データ16aの補間を行っている。

【0139】すなわち、本PC10においては、等方的なボクセル・データ16aの画像データが必要となるため、取得した超音波断層画像(探針データ)を3次元座標変換後に線形補間によってボクセル・データ16aに変換している。

【0140】具体的には、まず、内挿したいボクセル・データ16aを中心に、X軸方向、Y軸方向並びにZ軸方向の3つの方向において、それぞれ最近傍とする輝度値をもつ6つのボクセル・データ16aを求めて線形補間処理を行っている。この線形補間処理は、処理速度が高速であるとともに、腫瘍画像のグレイ・スケールの滑らか性が保てるといった利点がある。

【0141】図4に、ボクセル・データ16aの作成プロセスの作成結果の1例を示す。同図(a)は乳腺腫瘍の超音波断層画像である。同図(b)は本作成プロセスによって構築されたボクセル・データ16a中のZX平面に沿った1断面を示している。ここで、断面の中央に見られる輝度値の低い領域が腫瘍の領域である。またその周囲には脂肪層や正常な乳腺組織が示される。

【0142】以上説明したように、乳癌検診システムの

34

……式(1-10)～式(1-18)

前処理である3次元画像取得過程によれば、超音波式プローブ121には3次元位置センサ13が取り付けられているので、スキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定すれば、被測定物体30の探針動作に同期させたプローブ座標データ13aを生成できる。また、超音波式プローブ121を用いて被測定物体30の表面をスキャンしながら被測定物体30を探針して探針データ12aを生成する際に、PC10は、この探針データ12aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する。続いてPC10が、探針データ12a及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて3次元画像データ15aを生成する。続いてPC10が、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換する一方で、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとしている。すなわち、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131によって計測された位置データ(超音波式プローブ121の座標データ)を用いて、超音波式プローブ121を任意に走査して得られた一連の探針データ12aをボクセル・データ16aに変換できるようになる。

【0143】このようなPC10は、非常に柔軟でデリケートな組織構造を有する乳腺301のような被測定物体30を探針してボクセル・データ16aを作成するようなアプリケーションに適している。すなわち、従来の熟練した検者が乳腺301の表面を手動で走査して超音波式プローブ121の位置や向きを微妙に調節して探針データ12aを収集していたマニュアル走査(スキャン)作業や、超音波式プローブ121をメカニカルに走査するメカニカル走査(スキャン)作業に代えて、超音波式プローブ121に取り付けられた交流磁界位置センサ131がスキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定し、乳腺301(被測定物体30)の探針動作に同期させたプローブ座標データ13aを生成し、PC10が、この探針データ12aの収集(スキャン)と同期してプローブ座標データ13aを収集することで、探針データ12aと同時に超音波式プローブ121の位置データ(超音波式プローブ121の座標データ)を取得し、取得された探針データ12aを、位置データとして利用して、従来のマニュアル走査やメカニカル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aに変換できるようになる。

【0144】次に、図面に基づき、乳癌検診システムの後処理である腫瘍抽出処理方法（乳腺腫瘍の自動抽出アルゴリズム）の一実施形態を説明する。

【0145】以下の説明では、ファジイ推論を用いた3次元ボクセル・データ16aからの腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の自動抽出アルゴリズムについて述べる。まず、良好な乳腺腫瘍の領域を安定に自動抽出するために、3次元LoG（Laplace of Gaussian）フィルタを用いたメンバシップ関数の自動作成方法について述べる。次に、ファジイ推論並びに弛緩法を用いた、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスへの分類、腫瘍の3次元領域の決定について述べる。

【0146】乳癌の診断には、視・触診や穿刺吸引細胞診などの他に、X線Mammographyや超音波検査などの画像診断がよく利用されている。悪性腫瘍の特徴は、良性と比較すると凹凸を伴う複雑な輪郭を有していることである。画像診断ではこのような幾何学的特徴がよく利用される。X線MammographyはX線の乳腺に対する透過像であり、比較的高い分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出並びに評価方法がいくつか提案されている。

【0147】一方、超音波検査による乳腺腫瘍の診断は、超音波プローブを乳房表面に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺内部を観察できること、被検者に対する苦痛が少ないこと、そして、被曝の心配がなく安全であること、dense breastの場合でも腫瘍の抽出が可能であることなどから、日常の診断に不可欠なものになっている。乳腺の超音波検査は、検者が乳腺内部をくまなく走査して断層画像を観察することによって、腫瘍の発見、悪性腫瘍（癌）の鑑別を行っている。超音波断層像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコー・レベル、すなわち画像の輝度の輝度が低いことである。このことは、画像の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。そこで、断層画像における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断層画像だけでは悪性腫瘍の幾何学的特徴を把握しにくい場合がある。このような場合では、腫瘍の表面形状を3次元的に表示すれば、幾何学的な表面形状を容易に観察することができるため、より精度の高い診断が可能となると予想される。

【0148】腫瘍の表面形状を3次元的に表示並びに評価するためには、取得した複数枚の超音波断層画像群から腫瘍の領域を抽出することが重要である。ところが、乳腺の超音波像では、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域が存在するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法では実現できない。

【0149】このような背景のもとで、本実施形態の腫

瘍抽出処理方法における腫瘍の抽出処理方法はすべて3次元空間上で行われており、注目ボクセル近傍の参照ボクセル領域から求めた画像の輝度平均値などの統計量が2次元の参照領域からのものより信頼性が高いため、より良好な腫瘍の抽出が期待できる。

【0150】本実施形態の腫瘍抽出処理方法では、乳腺腫瘍に対する有効性を確認するために、周波数7.5MHzの凹型電子スキャン方式の超音波診断装置を用いて乳腺腫瘍の抽出を行った。悪性腫瘍と良性腫瘍の症例に対して適用した結果は、医師がトレースした輪郭と一致しており、本実施形態の腫瘍抽出処理方法の有効性を示唆するものであった。また、抽出された腫瘍をサーフェス・レンダリングによって3次元表示したところ、表面形状の違いを観察することができた。

【0151】超音波画像における乳腺腫瘍の領域は、正常組織と比較して輝度が低いため、輝度値の高低によって腫瘍の抽出を行う。しかし、超音波像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、筋層などの比較的低輝度の領域などが存在するため、単純な2値化では腫瘍の抽出を行うことは難しい。

【0152】本実施形態の腫瘍抽出処理方法は、ファジイ推論（Fuzzy Reasoning）の考え方をを用いて、3次元ボクセル・データ16a、すなわちすべてのボクセル・データに対して、まず“腫瘍”、“正常組織”、及びそれらの“境界”という3つのクラスに属する“らしさ”を求め、そしてそこから、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定するというものである。

【0153】このアルゴリズムは、図5のように大きく分けて2段階の処理（第1段階と第2段階）よりなる。まず、第1段階は、特徴量演算工程、メンバシップ関数自動生成工程を中心とする論理構成になっており、3次元LoG（Laplace of Gaussian）フィルタの出力からファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ （Membership Function）の自動作成を行う。第1段階に続く第2段階は、ファジイ推論工程、デファジイ工程を中心とする論理構成になっており、求められたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を用いてファジイ・ルール（Fuzzy Rule）並びに弛緩法（Relaxation Method）に基づくデファジイ（Defuzzify）処理による腫瘍領域の決定を行う。

【0154】これらの工程は、PC10で実行可能なプログラムコードで記述されている。本実施形態では、超音波画像として3次元のボクセル・データ16aを用いている。

【0155】次に、本実施形態で用いる特徴量の定義を述べる。

【0156】乳腺の腫瘍抽出処理方法を簡素化するために、乳腺腫瘍の超音波画像を3つのタイプの領域にクラ

ス分けする。すなわち、輝度の低い“腫瘍”(tumor)、輝度の高い“正常組織”(normal tissue)、そして両者の“境界”(boundary)である。乳腺腫瘍は良悪性ともに正常組織と比較して輝度が低い、またその周囲の正常組織によって囲まれている。

【0157】日常の診断において、まずこのような特徴を利用して“腫瘍”の領域を抽出し、そして良性の平滑・整である輪郭に対して悪性の凹凸・不整であるような形状的な特徴を用いて良悪性の鑑別を行っている。

【0158】しかし、乳腺の超音波像は、超音波像固有のスペックル・ノイズ境界部の欠落や画質劣化の問題点の他に、画像の輝度平均などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しい。医師による腫瘍の境界の判断では、腫瘍内部エコー分布の均一性や境界エコーの強さなどが考慮されている。

【0159】腫瘍の超音波像について、“腫瘍”は“正常組織”より輝度が低い、またその輝度の分布も小さい。“境界”における輝度の重心が“境界”を境に正*

$$\text{輝度平均値 } u = \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N^3 \quad \dots \text{式 (2-1)}$$

で定義されている。

【0164】ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数) であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N は参照ボクセル・ボリューム (g_x, g_y, g_z) の大きさ、 Σ は総和演算を意味する。

【0165】すなわち、輝度平均値 u が“腫瘍”領域では小さく、“正常組織”の領域では大きく、また、“境界”領域ではその中間の値をとると考えられることから、第1段階における特徴量演算工程で用いられる所定*

$$\begin{aligned} g_x &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\ g_y &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\ g_z &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} \end{aligned}$$

……式 (2-2) ~ 式 (2-4)

で与えられる。

【0167】各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的★

$$d = \{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$$

……式 (2-5)

で与えられる。

【0168】ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数) は参照ボクセル・ボリュームの大きさを意味する。

【0169】すなわち、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値が、“正常組

* 常組織”の方に大きく偏っており、また、“正常組織”の輝度重心がほぼ参照領域の幾何学的な中心と一致する。本実施形態では、これらの表現を、次の3つの統計量 $\{u, d, v\}$ によって定量化する。いずれも同一の大きさの参照ボクセル・ボリューム (g_x, g_y, g_z) について求める。

【0160】以下に、本実施形態の腫瘍抽出処理方法の各工程を詳述する。

【0161】第1段階における特徴量演算工程は、3次元のボクセルの各々に対して、3次元ボクセル・データ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジィ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の $[0, 1]$ 区分の確率分布として表現する工程である。

【0162】ここで、特徴量演算工程で用いられる所定の統計量は、各ボクセルに対する輝度平均値 u 、各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) 、幾何学的な中心の距離 d 、各ボクセルに対する輝度分散 v の4つのパラメータを含んでいる。

20 【0163】輝度平均値 u は、

※の統計量を、各ボクセルに対する輝度平均値 u を式 (2-1) で定義している。その結果、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い“腫瘍”(tumor、以下添字は t)、輝度の高い“正常組織”(normal tissue、以下添字は n)、そして両者の“境界”(boundary、以下添字は b) を識別

【0166】各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、

40 ★な中心の距離 d は、

織”の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられ、“境界”の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ、注目画素は“境界”であれば距離が大きく、逆に“正常組織”であれば距離が小さい値となることから、式 (2-2) ~ 式 (2-4)、及び式 (2-5) を適用し、第1段階における

特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、少なくとも、各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の*

$$v = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3 \dots \text{式}(2-6)$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数)は参照ボクセル・ボリューム (gx, gy, gz) の大きさと与えられる。

【0171】ここで、輝度の分布が、“腫瘍”の領域では小さく、“正常組織”と“境界”では大きな値になることを考慮して、第1段階における特徴量演算工程に用いられる所定の統計量には、各ボクセルに対する輝度分散 v が含まれていることに注目して式(2-6)を適用している。

【0172】輝度平均 u は、“腫瘍”領域では小さく、“正常組織”の領域では大きいと考えられる。また、“境界”領域ではその中間の値をとると考えられる。

【0173】一方、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値は、“正常組織”の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくと思われるが、“境界”の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられる。なお、“腫瘍”の領域では輝度の低い部分と輝度のやや高い雑音的な部分が混在することがあるので、 d の値は“正常組織”の d 値とオーバーラップする部分があるが、“境界”の d 値より小さい傾向がある。

【0174】一方、輝度の分布 v は、“腫瘍”の領域では小さく、“正常組織”と“境界”では大きな値になると考えられる。図6は輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の概念図を2次元的に示すものである。すなわち、注目画素は“境界”であれば d が大きく、逆に“正常組織”であれば d が小さい値となる。

【0175】本実施形態の腫瘍抽出処理方法の第1段階では、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の自動作成を行う。メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を取得した3次元ボクセル・データ16a毎に作成することにより、システム環境に依存せず腫瘍の領域を安定に抽出できることが期待される。メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ は、ボクセル・データに対する3次元LoG(Laplace of Gaussian)フィルタの出力、すなわち0より大きい。ゼロ・クロッシング点及び0より小さい3つの領域における各特徴量分布のヒストグラムから計算される。図7にメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の作成の手順(フロー)を示す。

【0176】図7に示すように、第1段階におけるメンバシップ関数自動生成工程は、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)によるメンバシ

*距離 d とに基づいて決定している。

【0170】各ボクセルに対する輝度分散 v は、

※アップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の自動作成工程であって、特徴量演算工程に続いて、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を備えたファジイ推論工程に基づいて統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する工程である。

【0177】メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の作成に用いるボクセルは、次式で表される3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ) $g(r)$ (後述する式(2-9))の出力から求める。

【0178】LoGフィルタは1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている。このフィルタを用いると、境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力のゼロ・クロッシング点を結び、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。本実施形態の腫瘍抽出処理方法では、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類する。

【0179】各ボクセルの“腫瘍”、“正常組織”、及び“境界”の3つのクラスに属するグレード μ_t, μ_n, μ_b は第1段階で計算されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ と後述する式(2-7)のようなファジイ・ルールから計算される。

【0180】そこでファジイ推論工程は、ファジイ推論によるグレードの計算を実行し、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ | u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ | d 及び輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ | v とファジイ・ルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、“腫瘍”のクラス R_1 に属するグレード t 、“正常組織”のクラス R_2 に属するグレード n 、“境界”のクラス R_3 に属するグレード b の3つのグレード $\{t, n, b\}$ を用いてクラス分けを実行する工程である。

【0181】ここでファジイ・ルールは、if the n else条件文形式で表されたルールで記述されている。ファジイ・ルール(式(2-7))を以下に示す。

【0182】

R1: if (u is small) and (d is medi

41

42

um) and (v is small)
 then the voxel is "tumor",
 R2: if (u is large) and (d is medi
 um) and (v is large)
 then the voxel is "normal tiss
 ue",
 R3: if (u is medium) and (d is lar
 ge) and (v is medium)
 then the voxel is "boundary"

……式(2-7)

また、ファジイ推論工程で用いられるメンバシップ関数
 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ は、メンバシップ関数決定工程にお
 いて生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数
 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u$ 、輝度の重心と幾何学的な中心の
 距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d$ 、輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ の3つを少なくとも含んでいる。

【0183】またファジイ推論工程では、第1論理工程
 と第2論理工程とを実行する。第1論理工程は、メンバ
 シップ関数決定工程において生成した輝度平均値 u に対
 するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u$ 、輝度の
 重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関
 数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d$ 及び輝度分散 v に対するメンバ
 シップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ に基づいて各ボクセル

＊ルにおける特徴量の各々 $\{u, d, v\}$ に対する3つの
 クラスに属するグレード $\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v,$
 $\mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v$
 の各々を求める工程である。

【0184】第2論理工程は、グレード $\mu_t | u, \mu_t | d,$
 $\mu_t | v, \mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u,$
 $\mu_b | d, \mu_b | v$ の各々の値に基づいて、ファジイ推論
 の機構に入力して各ボクセルの"腫瘍"らしさを規定す
 るアナログ値 μ_t 、"正常組織"らしさを規定するアナ
 ログ値 μ_n または"境界"らしさを規定するアナログ値
 μ_b を求める工程である。

【0185】ファジイ推論機構は、式(2-8)で表さ
 れる。

【0186】

$$\begin{aligned} R1: \mu_t &= \min(\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v), \\ R2: \mu_n &= \min(\mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v), \\ R3: \mu_b &= \min(\mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v) \end{aligned} \quad \text{……式(2-8)}$$

ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3)$ は a_1, a_2, a_3 の中
 から最小値を選択する演算で表現される。

【0187】図16(a)、(b)、(c)は、図9
 (a)に示された悪性腫瘍(画像サイズ: $128 \times 128 \times 128$ ボクセル)のボクセル・データに対して本ファ
 ジイ推論機構を適用して得られた"腫瘍"、"正常組
 織"、"境界"という3つのクラスに対するグレードを
 表す画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ である。輝度の高い領域が
 それぞれのグレードの高いことを示している。

【0188】これにより、式(2-7)に示したif
 then else条件文形式で表されたルールにおけ
 る"if~then"の条件文中の"and"論理演算
 は「ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のう
 ちの最小の確率となる」ことを意味する条件式をファジ
 イ論理式で表現できるようになる。

【0189】メンバシップ関数自動生成工程は、被検者
 の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳
 腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化があ
 る場合、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数

$\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ をボクセル毎に3次元ガウシアン・
 ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力に基

づいて自動作成する工程である。

【0190】すなわち、1種の2次微分フィルタ、または
 バンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境
 界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシ
 アン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)を用い
 る結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼ
 ロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわ
 ちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。
 これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界
 となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ
 (3次元LoGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点
 を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面と
 なる。そこで、ゼロ・クロッシングによる"境界"抽出
 に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝
 度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセル
 を3つのクラスに分類できるようになる。このような簡
 便なクラス分類を実行することにより、PC10程度の
 計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時
 間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシッ
 プ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d,$
 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ の自動作成が可能となる。

【0191】またメンバシップ関数自動生成工程は、メ

ンバシッ関数 ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) の作成に用いるボクセルを、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) $g(r)$ で表される3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) 出力から求める3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) 工程と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) 出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する境界抽出工程と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) 出力が正值を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する腫瘍抽出工程と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) 出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する正常組織抽出工程と、腫瘍抽出工程において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類され*

$$g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{ (2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^7 \} \cdot \exp \{ -r^2 / 2\sigma^2 \}$$

……式(2-9)

ただし、 r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で定義されている。

【0194】図8は、球によって腫瘍をモデル化したシミュレーション・ファントムに3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) をかけた出力の中心を通るプロファイルを示したものである。輝度の低い球の内部は正值、輝度の高い球の外部は負値となることが分かる。なお、この場合の標準偏差は $\sigma=5$ である。

【0195】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) によるクラス分けでは、式(2-9)における分散 σ^2 によって抽出される領域が変化する。分散が小さければ、細かい変動に敏感になるが、雑音の影響を受けやすい。分散が大きければ、細かい変動に影響されないが、抽出される領域は大雑把なものとなる。自動抽出するためには、適正な σ^2 を検討する必要がある。

【0196】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) 処理を実空間でのコンポリューションで行うと、処理時間が膨大になってしまうという実用的な問題がある。そこで、本実施形態の腫瘍抽出処理方法では、FETを用いることで処理の高速化を図る。

【0197】このような3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) 処理を設けることにより、クラス分けされた“腫瘍”ボクセル、“正常組織”ボクセルすべてに対して3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算できるようになる。また、膨張・収縮処理前後で共に“境界”とクラス分けされたボクセルのみにに対して3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算することで、“境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少

*たボクセルを除去し、“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張・収縮処理工程と、膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対してクラス分けが行われたボクセルのみにに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値 u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d 及び輝度分散 v の3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算するボクセル選別・特徴量計算工程と、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に依じたメンバシッ関数 ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を求めるメンバシッ関数決定工程とを実行する。

【0192】ここで3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) $g(r)$ は、式(2-9)で表される。

【0193】

ない場合であっても、誤った“境界”ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0198】ボクセル選別・特徴量計算工程は、膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対してクラス分けが行われたボクセルのみにに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値 u (第1の特徴量)、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d (第2の特徴量)、輝度分散 v (第3の特徴量) の3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算する。

【0199】メンバシッ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に依じたメンバシッ関数 ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を求める。

【0200】本実施形態の腫瘍抽出処理方法で定義される特徴量輝度平均値、輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び輝度分散について、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つのクラスに属する“らしさ”を示すメンバシッ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を求める必要がある。そこで、前述したように、ボクセル・データに対して3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元L o Gフィルタ) をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つの領域に分類する。

【0201】しかし、ここで得られたボクセルの領域には誤って分類されたボクセルが含まれるため、“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮 (Dilation & Erosion) 処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”ボクセルや“境界”ボクセルを除去し、また、“腫瘍”と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。このため

に、本実施形態では、Ric ian関数 $P_A(x)$ によるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の近似を実行している。

【0202】図9(a)は悪性腫瘍(画像サイズ:128×128×128ボクセル)のボクセル・データにおけるz x平面の1断面を示している。中心に見られる輝度の低い領域が腫瘍(癌)、周囲の輝度の高い部分が正常組織である。図9(b)はそれに対する $\sigma=5$ の3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力を示している。図9(b)の中の黒い領域が“腫瘍”領域であり、グレイの領域が“正常組織”、また、白い線がゼロ・クロッシング点である“境界”である。図9(b)に示されるように3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)によって出力された“腫瘍”の領域の内部に腫瘍ではないが輝度の低い領域がはいっており、“腫瘍”領域自身も“正常組織”に浸食して分類されていることが分かる。図9(c)は、“腫瘍”の領域のすべてに対して膨張・収縮処理工程を行った後の画像である。図9(b)と図9(c)を比較すると、ボリュームの小さい領域や正常組織への浸食が除去されていることが分かる。

【0203】このような処理によってクラス分けされた“腫瘍”ボクセル、“正常組織”ボクセルのすべてに*

$$P_A(x) = x/\sigma^2 \cdot \exp\{(-x^2 + \sigma^2)/\sigma^2\} \cdot I_0(xs/\sigma^2) \quad \cdots \cdots \text{式}(2-10)$$

ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数である。

【0208】Ric ian関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数(図10)となり、 s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく(図10参照)。超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ric ianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。

【0209】一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数(ガウス分布関数)となることが予想できる。

【0210】そこで、3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の諸量に対する確率密度係数としてRic ian関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度平均値 u のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ については“腫瘍”をR

*対して3つの特徴量を計算する。“境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ないので、誤った“境界”ボクセルはできる限り除外する必要がある。そこで膨張・収縮処理工程前後で共に“境界”とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算する。

【0204】メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ としては、クラス分けされたボクセルから計算された特徴量の確率密度係数を利用するというのがひとつの考え方であるが、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)によるクラス分けは不十分であり、誤ってクラス分けされたボクセルが含まれていることを考慮する必要がある。

【0205】超音波像の輝度の確率密度係数は、次式で表されるRic ian関数 $P_A(x)$ で表されることが知られている。

【0206】そこで本実施形態では、メンバシップ関数決定工程における3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の諸量に対する確率密度係数をRic ian関数 $P_A(x)$ で定義している。ここでRic ian関数 $P_A(x)$ は、式(2-10)で与えられる。

【0207】

ayleigh分布関数で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussian関数で近似できるようにする。

【0211】図11は“腫瘍”、“正常組織”、“境界”に属するボクセルについての輝度平均値のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を示す。同図より、両者はよく一致していることが分かる。

【0212】また特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向がある。図12に示した輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のヒストグラムから分かるようにいずれについてもGaussianよりもRayleigh分布の方が近似はよい。そこで、特徴量 d (輝度の重心と幾何学的な中心の距離)のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ はRayleigh分布で近似する(図14参照)。

【0213】特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、図13にそのヒストグラムを示す。同図のようにRayleigh分布の方が近似はよい。そこで、輝度分散 v のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ はRayleigh分布で近似する。

【0214】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力によってクラス分けされた

ボクセルからヒストグラムを計算すると、誤って分類されたボクセルの影響で、それぞれで仮定したRayleigh分布やGaussianと異なった分布をとるようになる。その一例として、特徴量d(輝度の重心と幾何学的な中心の距離)の"境界"について求められたヒストグラムと近似された。

【0215】このように、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離dのメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0216】同様の主旨で、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0217】そこで本実施形態では、輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を、"腫瘍"についてはRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似する。

【0218】これにより、Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍"領域ではRayleigh分布関数となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求める場合、輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を、"腫瘍"についてはRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似し、"正常組織"と"境界"についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。

【0219】すなわち、第1特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度平均値 u のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ については"腫瘍"をRayleigh分布関数で近似し、その他の"正常組織"と"境界"をGaussian関数で近似できるようになる。このようにRayleigh分布あるいはGaussianでメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を近似することによって、誤って分類されているボクセルの影響を軽減できると考えられる。

【0220】また、輝度の重心と幾何学的な中心の距離dに対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似することとしている。

【0221】これにより、Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍"領域ではRayleigh分布関数となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求める場合、輝度の重心と幾何学的な中心の距離dに対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0222】すなわち、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度の重心と幾何学的な中心の距離dについては、"正常組織"及び"腫瘍"領域では小さく、"境界"領域では大きくなる傾向があるので、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離dのメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0223】また輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似することになっている。

【0224】これにより、Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求める場合、輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を、Rayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0225】すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、輝度分散 v のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0226】次に、本実施形態の腫瘍抽出処理方法の第2段階の各工程を詳述する。

【0227】第2段階では前節で求めたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を利用して、ファジィ推論による腫瘍領域の抽出を行う。図15は処理の流れを示したものである。

【0228】まず、ファジィ推論によって3つのクラスのグレードを表す画像を作成する。すなわち、輝度の低い“腫瘍”(tumor)、輝度の高い周囲の“正常組織”(normal tissue)、そして、両者の“境界”(boundary)である。次に、弛緩法によってデファジィを行い、すべてのボクセルを3つのクラスに分ける。以下に、各工程における処理を説明する。

【0229】第2段階におけるファジィ推論工程は、自動抽出する工程に続いて、生成されたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ 及びファジィ・ルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする工程である。

【0230】ここで、ファジィ推論工程は、各ボクセルが、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”である“らしさ”の度合いを求め、この求めた“らしさ”の度合いに応じたクラス分けを実行する。

【0231】すなわち、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類されたボクセルには、誤って分類されたボクセルが含まれる可能性がある。そこで、このようなファジィ推論工程を設けることにより、“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”ボクセルや“境界”ボクセルを除去し、また、“腫瘍”と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。これにより、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定する工程を実行できるようになる。

【0232】次に、これらの3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジィ(非ファジィ化)処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けする。本発明では、腫瘍と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【0233】そのため、第2段階において、ファジィ推論工程に続くデファジィ工程は、ファジィ推論工程に続いて、弛緩法によるクラス分類する工程であって、弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して行う工程と、前工程に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程とを含んで構成されている。

【0234】ここでデファジィ工程における、弛緩法(Relaxation Method)に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して行う工程は、各ボクセルにおける特徴量の各々 $\{u, d, v\}$ に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく非ファジィ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けを実行する際に、以下の規則に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【0235】規則(1)注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しないと定義する。

【0236】規則(2)注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接すると定義する。

【0237】規則(3)注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しない。

【0238】これにより、3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ(非ファジイ化過程)処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けできるようになる。

【0239】更に詳しく、デファジイ工程を説明する。

【0240】図17にデファジイ工程のフローを示す。デファジイ工程における、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は、ラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)、ラベル数計算工程(ステップS3, S4, S5)、並列反復工程(ステップS6→S7→S8→S9→S2→…)を含んでいる。

【0241】ここでラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)は、“腫瘍”のグレード μ_t を示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレード μ_n を示す画像 μ_n 、または“境界”のグレード μ_b を示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいて、すべてのボクセルに対するラベル付けを行う工程である。

【0242】またラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)は、局所的な制約条件(ステップS6)によって生じる矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレード μ_t を示す画像、“正常組織”のグレード μ_n を示す画像、または“境界”のグレード μ_b を示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程(ステップS7)を含んでいる。

【0243】ここで更新工程(ステップS7)は、並列反復工程(ステップS6→S7→S8→S9→S2→…)実行時に用いられる局所的な制約条件(ステップS6)によって矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレード μ_t を指示する画像、“正常組織”のグレード μ_n を指示する画像、または“境界”のグレード μ_b を指示する画像の値を、条件を満たすように徐々に更新する工程である。

【0244】本実施形態の腫瘍抽出処理方法におけるメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ は、乳腺超音波像のボクセル・データに対する3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力、すなわち正・負値及びゼロ・クロッシングの3つの領域について、本実施形態の腫瘍抽出処理方法で用いた各特徴量、そして輝度の重心のずれのそれぞれのヒストグラムをRayleigh分布関数とGaussian関数で近似することによって自動生成されている(ステップS1)。そして、作成されたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ とファジイ・ルールからなるファジイ推論機構を用いて、ボクセル・データに関する3つのクラスに属するグレードを表す画像を求め、そこから弛緩法の考え方

を利用したデファジイ処理によって腫瘍の領域を徐々に修正しながら最終的に確定する。

【0245】ここで、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる(ステップS2)。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し(ステップS4)、局所的な制約ルールに入力する(ステップS6)。

【0246】更に、局所的な制約条件(ステップS6)によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的(ステップS2→…S9→S2→…)に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する(ステップS11)。

【0247】またラベル数計算工程(ステップS3, S4, S5)は、前述のラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)に続いて、注目しているボクセル(注目ボクセル)に連結する(連続して連なる) $3 \times 3 \times 3$ (ボクセル)の領域(3次元領域)内に存在する“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれ計算する工程である。

【0248】また並列反復工程(ステップS6→S7→S8→S9→S2→…)は、ラベル数計算工程(ステップS3, S4, S5)で算出したラベルの数 (N_t, N_n, N_b) の各々を局所的な制約ルールに入力する処理(ステップS5→S6)を、3次元画像を構成するボクセルに対して並列的に反復する工程である。

【0249】これにより、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる(ステップS10, S11)。

【0250】次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し(ステップS5)、局所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件(ステップS6)によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

【0251】また並列反復工程(ステップS6→S7→S8→S9→S2→…)で用いられる局所的な制約ルールを、if then else条件文形式で表された以下のルール(式(2-11))で規定している。

【0252】


```

R1: if  $N_t > 1$  and  $N_b \geq 2$  and  $N_n = 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$ ,
R2: else if  $N_n > 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_t = 1$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$ ,
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_n \geq 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$ ,
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$ ,
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$ ,
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$ ,

```

……式(2-11)

(ただし、 $A \uparrow$ はAの値にある定数Cを加えること($A + C$)を意味する演算子、 $A \downarrow$ はAの値から定数Cを減らすこと($A - C$)を意味する演算子)

また、R4及びR5中の定数12は、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域において N_n と N_t の差がかなり大きいことを意味する数値であり、この値そのものはデファジイ結果を人間が見て最適となるよう、試行錯誤的に求めたものである。本実施形態の腫瘍抽出処理方法の適用処理では、(2-11)式における記号 $\uparrow \downarrow$ の増減定数 $C = 0.25$ としており、値が1.0を超えたときには1.0に、また0.0より小さくなったときには0.0にしている。

【0253】具体的には、各ボクセルについてR1～R6は順番に処理され、どれかが成立した場合には後のルールは無視される。また、このデファジイ処理は並列的に繰り返し行われ、全ボクセル・データに対する μ_t 、 μ_n 、 μ_b の変化量の合計がある閾値以下となったときに終了する。この時点で、各ボクセルに対して μ_t 、 μ_n 、 μ_b の中で最大の値をとる要素がそのボクセルの属性として決定される結果、最終的に各ボクセルに“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”のいずれかの要素を割り当てることになる。

【0254】また、周囲ボクセルの持つ“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のいずれかの要素を割り当てている。従って、例えば、あるボクセルの“境界”に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても、周囲に“腫瘍”(あるいは“正常組織”)に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合、そのボクセルの“腫瘍”(あるいは“正常組織”)であるグレード μ_t (あるいは μ_n)は反復処理によって大きく、“境界”と“正常組織”(あるいは“腫瘍”)に属するグレード μ_b と μ_n (あるいは μ_t)はより小さく変更されていく(R3、R5参照)。

【0255】逆に、あるボクセルの“境界”らしさのグレード μ_b が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の“境界”、1つ以上の“腫瘍”らしさのグレード μ_t と“境界”らしさのグレード μ_b と“正常組織”らしさのグレード μ_n の大きいボクセルがあれば、そのボクセルの

“境界”らしさのグレード μ_b はより大きな値に、“腫瘍”らしさのグレード μ_t と“境界”らしさのグレード μ_b と“正常組織”らしさのグレード μ_n はより小さな値に更新されていく(R1参照)。

【0256】3つのクラスに分類されたボクセル・データに対して、ボクセルの連結性によって腫瘍領域のみを抽出する。本実施形態の腫瘍抽出処理方法で処理するボクセル・データのROI(Region of interest)に存在する腫瘍領域が“正常組織”によって囲まれている閉領域であり、また、その領域の中に誤ったクラスに分類されている“正常組織”を含む場合がある。そこで、対象となるROIにおける腫瘍の領域が次のようなルールで決定される。

【0257】すなわち、処理(1)ボクセル・データの全体が“正常組織”によって囲まれると仮定して、その外回りの“正常組織”の任意の1つのボクセルから出発し、ある1つの“腫瘍”のボクセルを探索する。

【0258】処理(2)探索された1つの“腫瘍”のボクセルに連結している“腫瘍”ボクセルをすべて探索して、それらのボクセルを“腫瘍1”とラベル付けする。

【0259】処理(3)処理を処理(1)に戻して、“腫瘍1”、“腫瘍2”…、“腫瘍n”のように腫瘍の領域をラベリングする。この処理を終了すれば、次の処理に移る。

【0260】処理(4)ラベリングされた“腫瘍k”(k=1, 2, 3…, n)について、ボリュームの大きさが大から小までの順にならべて、球と仮定する場合その直径が2mm以下のものをノイズとして切り捨て、残された“腫瘍”の中で重心がROIの中央に一番近いものを最終的に“腫瘍”として決定する。

【0261】図18(a)は、図16(a)、(b)、(c)に示された3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ をデファジイすること(デファジイ工程を実行すること)によってクラス分けされた画像である。輝度の最も高い領域が“境界”、暗い領域が“腫瘍”、そして中間の輝度の領域が“正常組織”である。

図18(b)はボクセル連結性によって最終的に決定された腫瘍の領域の境界とボクセル・データの断面とを重

ねた画像である。また、図18(c)は本実施形態の腫瘍抽出処理方法により抽出した腫瘍の表面形状の3次元像である。腫瘍表面の3次元表示像は、抽出した境界の各ボクセルを中心とする近傍の $5 \times 5 \times 5$ のボクセルを用いて、最小2乗法によって近似された平面にランバート・シェーディングなる陰影手法を適用したものである。同図を観察すると、悪性腫瘍表面の不整の様子が良好に表示されていることが分かる。

【0262】以上、本実施形態の腫瘍抽出処理方法を要約すると、特徴量演算工程が、3次元のボクセルの各々に対して、3次元ボクセル・データ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布を、ファジィ推論に利用するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ の $[0, 1]$ 区分の確率分布として表現する工程を実行する。またメンバシップ関数自動生成工程が、メンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を備えたファジィ推論過程に基づいて、特徴量演算工程で求めた統計量の分布をまとめて腫瘍の領域を自動抽出する工程を実行する。これにより、ボクセル・データに対して3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求めることができるようになる。1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LoG(Laplace of Gaussian関数)フィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC10程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ の自動作成が可能となる。またファジィ推論工程が、メンバシップ関数自動生成工程で求めたメンバシップ関数自動生成工程を実行した際に生成されたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u,$

$\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ 、及びファジィ・ルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする工程を実行する。デファジィ(Defuzzify)工程は、弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して実行し、この工程(非ファジィ化過程の工程)に続いて、各ボクセルを、"腫瘍"、"正常組織"または"境界"のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程を実行する。このようなファジィ推論工程とデファジィ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ(PC10)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジィ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類できるようになる。その結果、PC10程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような、簡便な超音波3次元画像から、スベクル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域(文中の"腫瘍")を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。

【0263】

【発明の効果】請求項1に記載の発明によれば、ボクセル・データに対して3次元LoGフィルタをかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数を求めることができるようになる。1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LoG(Laplace of Gaussian)フィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元LoGフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。またファジィ推論工程が、メンバシップ関数自動生成工程で求めたメンバシップ関数、及びファジィ・ルールを含んで構成され

るファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする工程を実行する。デフジャイ (Defuzzify) 工程は、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して実行し、この工程 (非ファジイ化過程の工程) に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程を実行する。このようなファジイ推論工程とデファジイ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ (PC) 程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間 (高速) に計算 (画像処理) できるような簡便なファジイ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスに分類できるようにする。その結果、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間 (高速) に計算 (画像処理) できるような、簡便な超音波3次元画像から、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍 (特に、乳腺腫瘍) の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できるようにする。

【0264】請求項2に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定する工程を実行できるようにする。

【0265】請求項3に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、輝度平均値が“腫瘍”領域では小さく、“正常組織”の領域では大きく、また、“境界”領域ではその中間の値をとると考えられることから、前述の特徴量演算工程で用いられる所定の統計量を、各ボクセルに対する輝度平均値 $\{\sum \sum f(i, j, k)\} / N^3$ (ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数)、 $f(i, j, k)$ = ボクセル (i, j, k) における輝度値、 N は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 Σ = 総和演算) としている。その結果、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い“腫瘍” (tumor)、輝度の高い“正常組織” (normal tissue)、そして両者の“境界” (boundary) を識別できるようにする。

【0266】請求項4に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離の値が、“正常組織”の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられ、“境界”の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ、注目画素は“境界”であれば距離が大きく、逆に“正常組織”であれば距離が小さい値となることから、前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、少なくとも、各ボクセル

に対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離とに基づいて決定できるようになる。

【0267】請求項5に記載の発明によれば、請求項3に記載の効果に加えて、輝度の分布が、“腫瘍”の領域では小さく、“正常組織”と“境界”では大きな値になることを考慮して、前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、各ボクセルに対する輝度分散を含んで決定できるようにする。

【0268】請求項6に記載の発明によれば、請求項1乃至5のいずれか一項に記載の効果に加えて、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアン・ラプラスフィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようにする。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間 (高速) に計算 (画像処理) できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。

【0269】請求項7に記載の発明によれば、請求項6に記載の効果に加えて、クラス分けされた“腫瘍”ボクセル、“正常組織”ボクセルすべてに対して3つの特徴量を計算できるようにする。また、膨張・収縮処理前後で共に“境界”とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算することで、“境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った“境界”ボクセルをできる限り除外できるようにする。

【0270】請求項8に記載の発明によれば、請求項7に記載の効果に加えて、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。そこで、3つの特徴量 (第1乃至第3の特徴量) の各々に対する確率密度係数としてRicci関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については“腫瘍”をRayleigh分布で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussianで近似できるようにする。

【0271】また特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、“正常組織”及び“腫瘍”領

域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0272】同様の主旨で、特徴量における輝度分散については、確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0273】請求項9に記載の発明によれば、請求項8に記載の効果に加えて、輝度平均値のメンバシップ関数については“腫瘍”をRayleigh分布で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussianで近似できるようになる。

【0274】請求項10に記載の発明によれば、請求項8に記載の効果に加えて、特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0275】請求項11に記載の発明によれば、請求項8に記載の効果に加えて、特徴量における輝度分散については、確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0276】請求項12に記載の発明によれば、請求項11に記載に記載の効果と同様の効果を奏する。

【0277】請求項13に記載の発明によれば、請求項11に記載の効果に加えて、前述のif then else条件文形式で表されたルールにおける“if~then”の条件文中の“and”論理演算は「ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる」ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる。

【0278】請求項14に記載の発明によれば、請求項12または13に記載の効果に加えて、3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ（非ファジイ化過程）処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けできるようになる。

【0279】請求項15に記載の発明によれば、請求項12乃至14のいずれか一項に記載の効果に加えて、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し、局

所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

【0280】請求項16に記載の発明によれば、請求項15に記載の効果に加えて、各ボクセルについてR1~R6は順番に処理され、どれかが成立した場合には後のルールは無視される。また、このデファジイ処理は並列的に繰り返して行われ、全ボクセル・データに対する μ_t, μ_n, μ_b の変化量の合計がある閾値以下となったときに終了する。この時点で、各ボクセルに対して μ_t, μ_n, μ_b の中で最大の値をとる要素がそのボクセルの属性として決定される結果、最終的に各ボクセルに“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”のいずれかの要素を割り当てることになる。また、周囲ボクセルの持つ“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のいずれかの要素を割り当てている。従って、例えば、あるボクセルの“境界”に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても、周囲に“腫瘍”（あるいは“正常組織”）に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合、そのボクセルの“腫瘍”（あるいは“正常組織”）であるグレード μ_t （あるいは μ_n ）は反復処理によって大きく、“境界”と“正常組織”（あるいは“腫瘍”）に属するグレード μ_b と μ_n （あるいは μ_t ）はより小さく変更されていく（R3, R5参照）。逆に、あるボクセルの“境界”らしさのグレード μ_b が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の“境界”、1つ以上の“腫瘍”と“正常組織”らしさのグレードの大きいボクセルがあれば、そのボクセルの“境界”らしさのグレードはより大きな値に、“腫瘍”と“正常組織”らしさのグレードはより小さな値に更新されていく（R1参照）。

【0281】請求項17に記載の発明によれば、請求項15または16に記載の効果に加えて、メンバシップ関数は、乳腺超音波像のボクセル・データに対する3次元LoGフィルタの出力、すなわち正・負値及びゼロ・クロッシングの3つの領域について、本発明で用いた各特徴量、そして輝度の重心のずれのそれぞれのヒストグラムをRayleigh分布とGaussianで近似することによって自動生成されている。そして、作成されたメンバシップ関数とファジイ・ルールからなるファジイ推論機構を用いて、ボクセル・データに関する3つのクラスに属するグレードを表す画像を求め、そこから弛緩法の考え方を利用したデファジイ処理によって腫瘍の領域を徐々に修正しながら最終的に確定する。

【0282】ここで、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結す

る $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し、局所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明のPCの基本構成を示すブロック図である。

【図2】Fasttrack トラッキング・システムの3次元空間座標系である。

【図3】図1のPCで実行される3次元画像取得処理の一実施形態を説明するフローチャートである。

【図4】図1のPCで取得されるボクセル・データの作成結果の1例であり、同図(a)は、乳腺腫瘍の超音波断層画像であり、同図(b)は、ボクセル・データ中の zx 平面の1断面図である。

【図5】図1のPCで実行される腫瘍抽出処理方法のアルゴリズムを説明するためのブロック図である。

【図6】輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離の概念図である。

【図7】メンバシップ関数の作成の手順を示すフローである。

【図8】球によって腫瘍をモデル化したシミュレーション・ファントムに3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけた出力の中心を通るプロファイルである。

【図9】同図(a)は悪性腫瘍(画像サイズ: $128 \times 128 \times 128$ ボクセル)のボクセル・データにおける zx 平面の1断面を示しており、同図(b)はそれに対する $\sigma=5$ の3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力を示しており、同図(c)は、“腫瘍”の領域のすべてに対して膨張・収縮処理工程を行った後の画像である。

【図10】Ricci関数のグラフである。

【図11】“腫瘍”、“正常組織”、“境界”に属するボクセルについての輝度平均値のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図12】特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図13】特徴量における輝度分散のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図14】Rayleigh分布関数のグラフである。

【図15】メンバシップ関数を利用してファジイ推論に

よる腫瘍領域の抽出を行う第2段階の処理フローである。

【図16】同図(a)、(b)、(c)は、図9(a)に示された悪性腫瘍(画像サイズ: $128 \times 128 \times 128$ ボクセル)のボクセル・データに対して本ファジイ推論機構を適用して得られた“腫瘍”、“正常組織”、“境界”という3つのクラスに対するグレードを表す画像である。

【図17】デファジイ工程のフローである。

【図18】同図(a)は、図16(a)、(b)、(c)に示された3つの属性に関するグレードの画像をデファジイすることによってクラス分けされた画像であり、同図(b)はボクセル連結性によって最終的に決定された腫瘍の領域の境界とボクセル・データの断面とを重ねた画像であり、同図(c)は本実施形態の腫瘍抽出処理方法により抽出した腫瘍の表面形状の3次元像である。

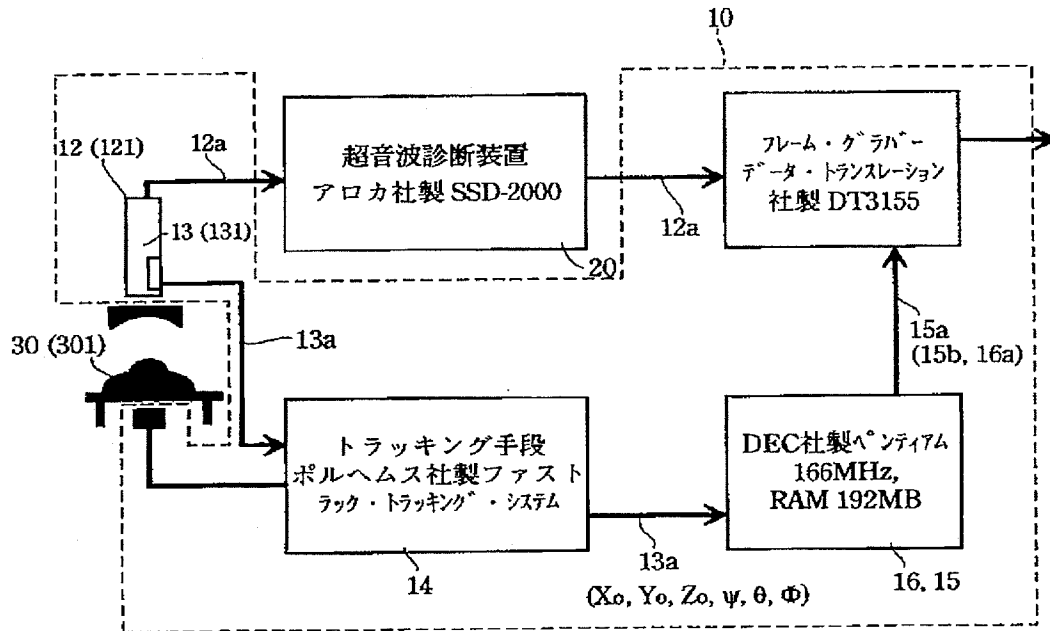
【図19】第1従来技術の基本構成を示すブロック図である。

【図20】第2従来技術の基本構成を示すブロック図である。

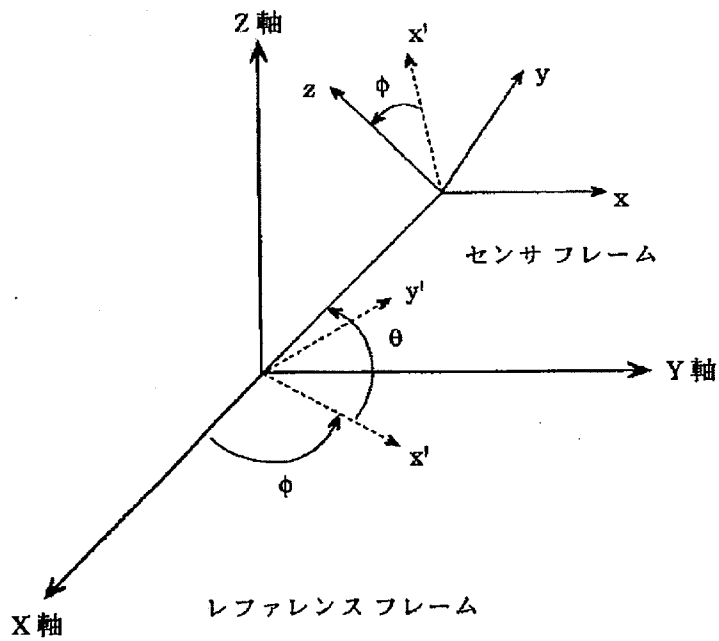
【符号の説明】

- 10…パーソナルコンピュータ(PC)
- 12…プローブ
- 121…超音波式プローブ
- 12a…探針データ
- 121a…超音波断層画像データ
- 13…3次元位置センサ
- 131…交流磁界位置センサ
- 13a…プローブ座標データ
- 14…トラッキング手段
- 15…3次元座標交換手段
- 15a…3次元画像データ
- 15b…3次元超音波画像データ
- 16…3次元ボクセル・データ発生手段
- 16a…ボクセル・データ
- 30…被測定物体
- 301…乳腺
- ψ …3次元位置センサのプローブに相対する方位角
- θ …3次元位置センサのプローブに相対する仰角
- Φ …3次元位置センサのプローブに相対する横転角
- $T[a_{11}]$ …変換行列
- a_{11} …行列要素
- $(x, y, 0)$ …探針データまたは超音波断層画像データの座標
- (x', y', z') …3次元画像データまたは3次元超音波画像データの座標

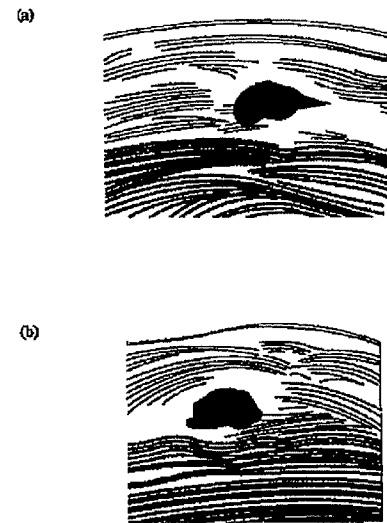
【図1】



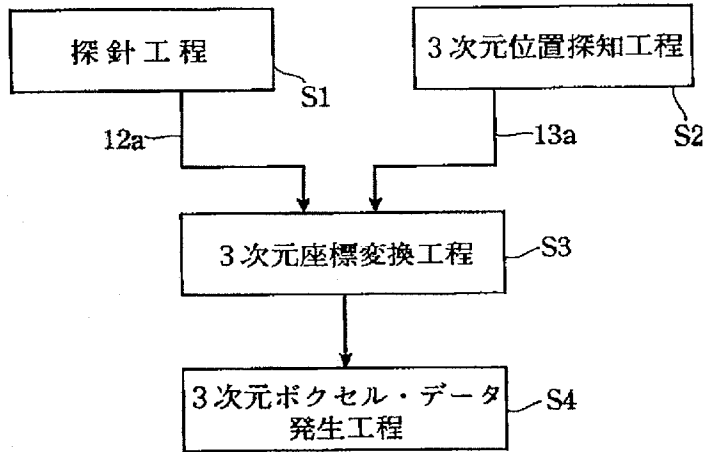
【図2】



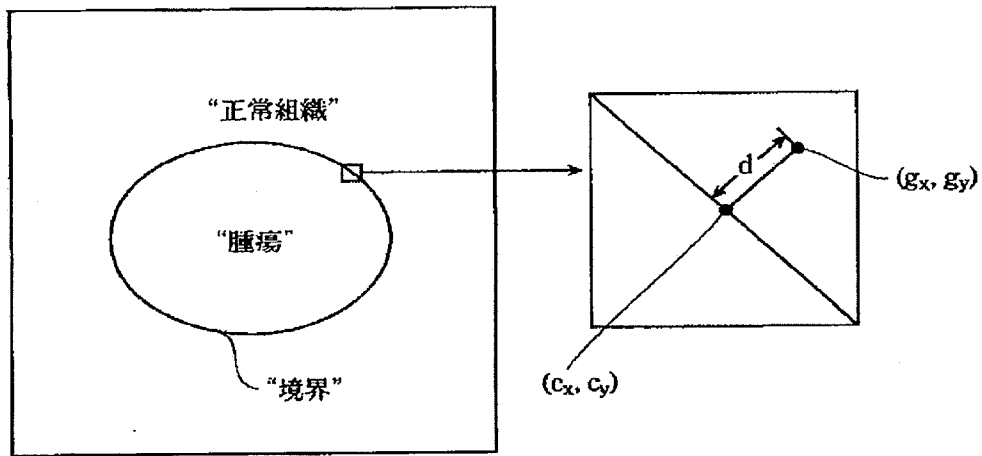
【図4】



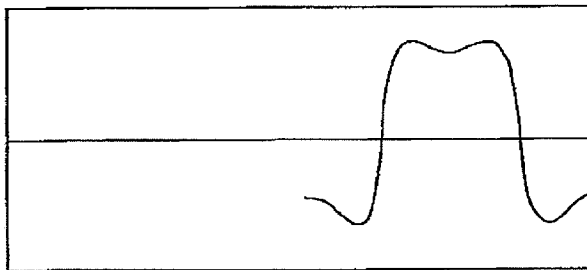
【図3】



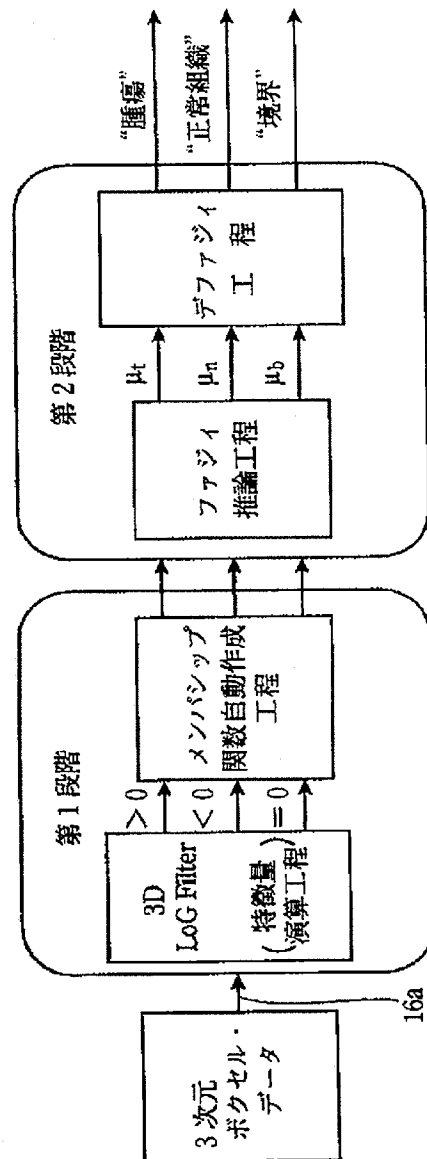
【図6】



【図8】



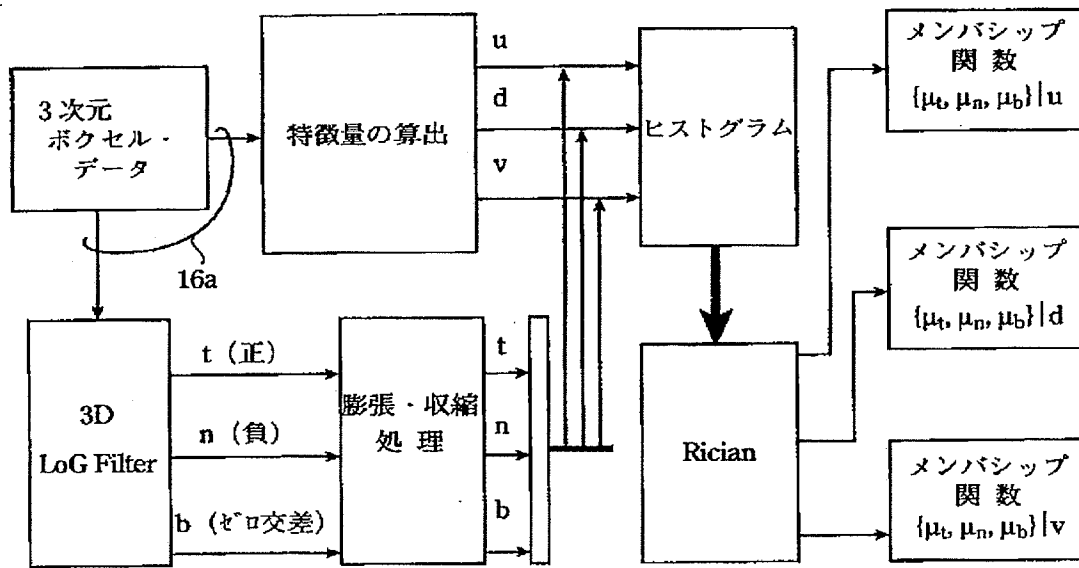
【図5】



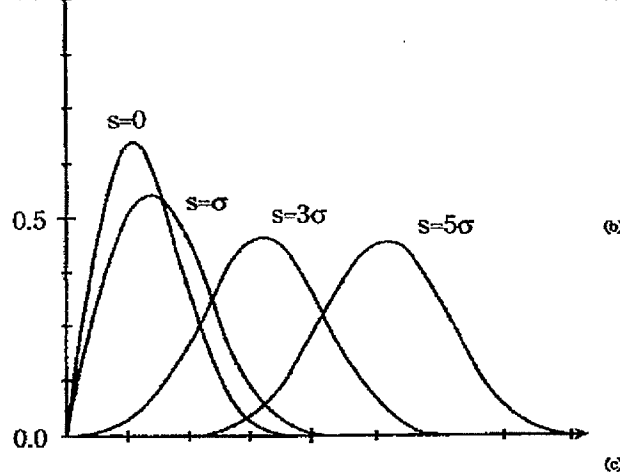


【図7】

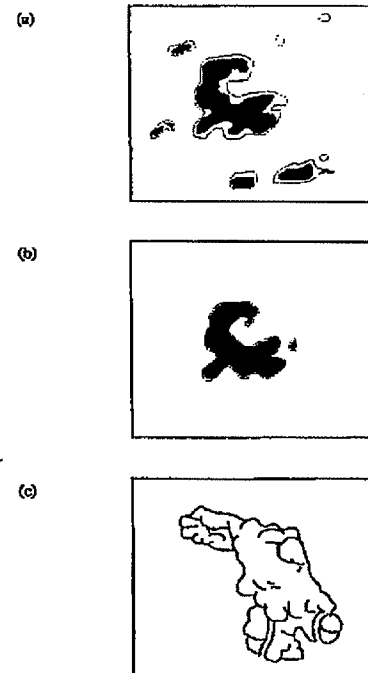
第1段階



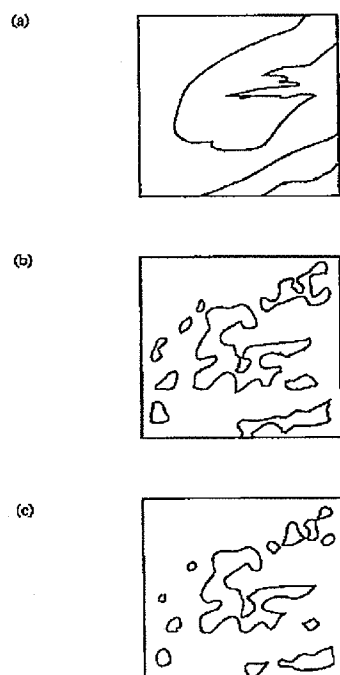
【図10】

Rician 分布関数 $PA(x)$ 

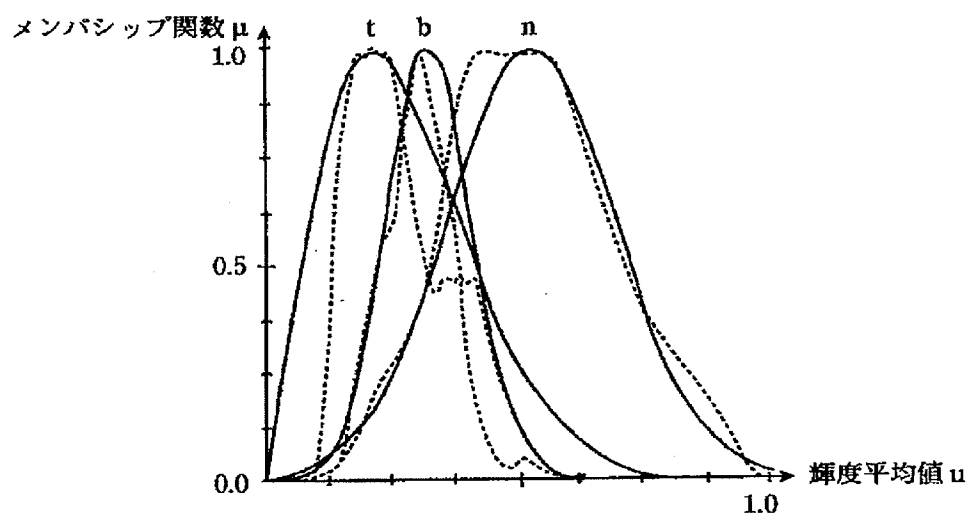
【図18】



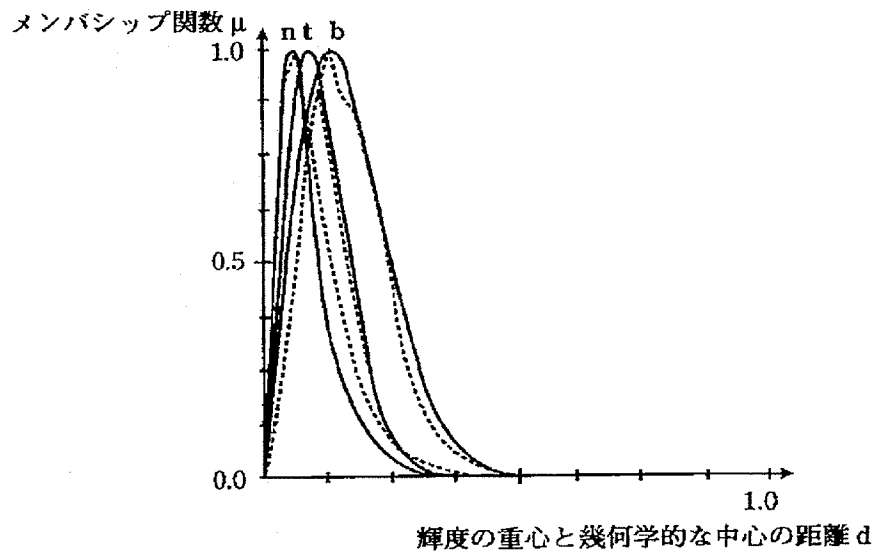
【図9】



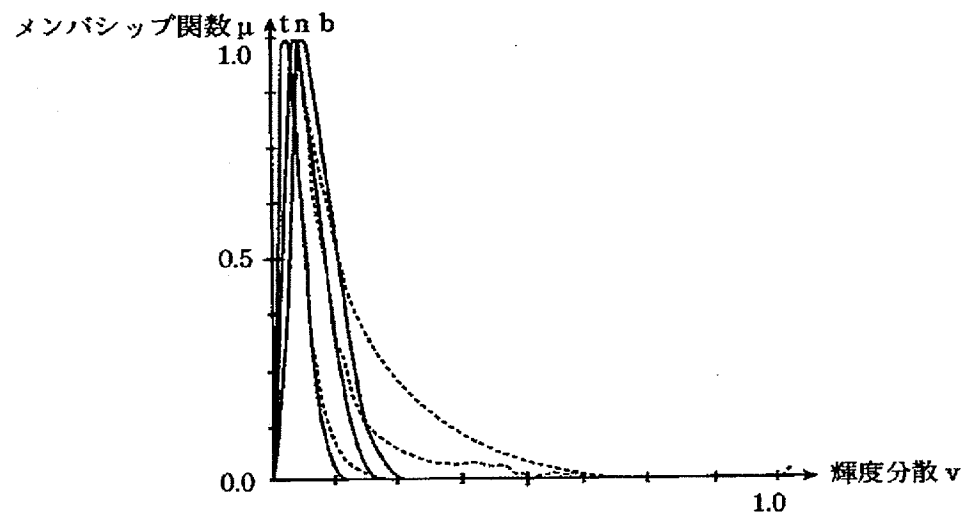
【図11】



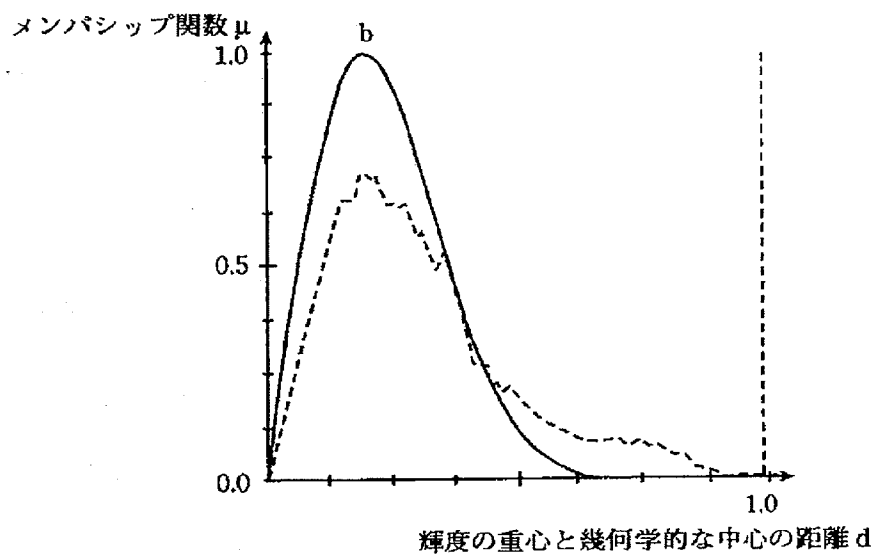
【図12】



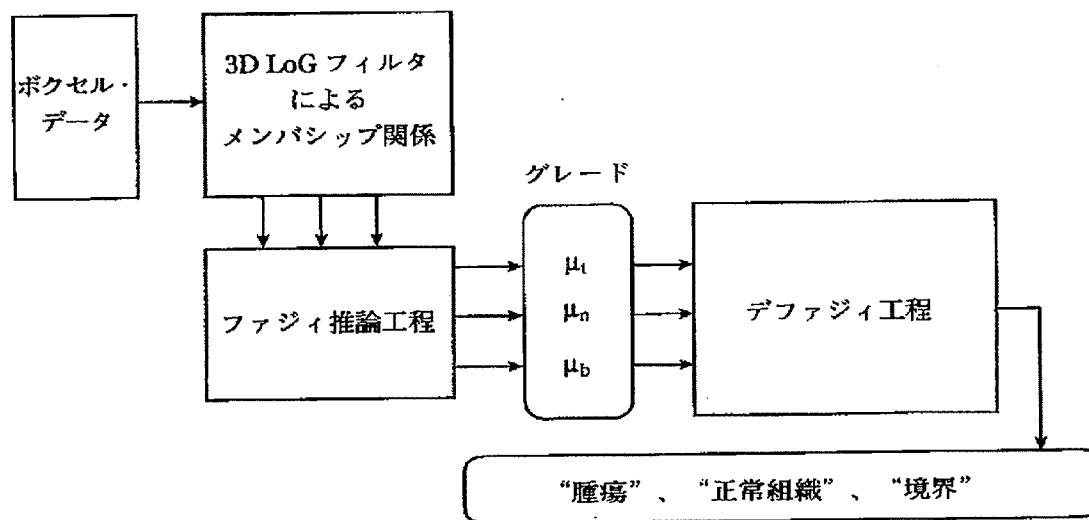
【図13】



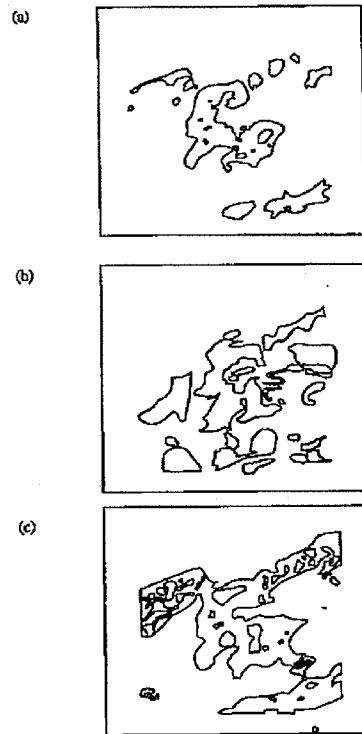
【図14】



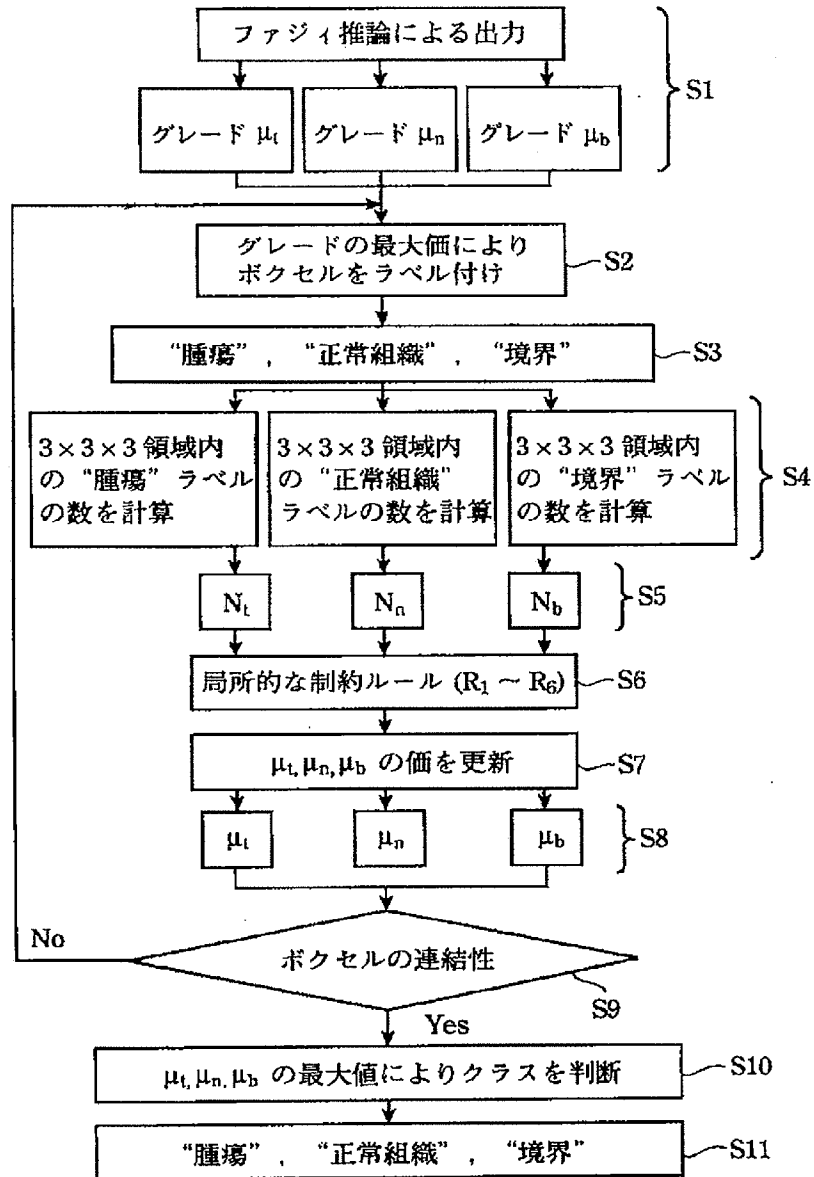
【図15】

第2段階

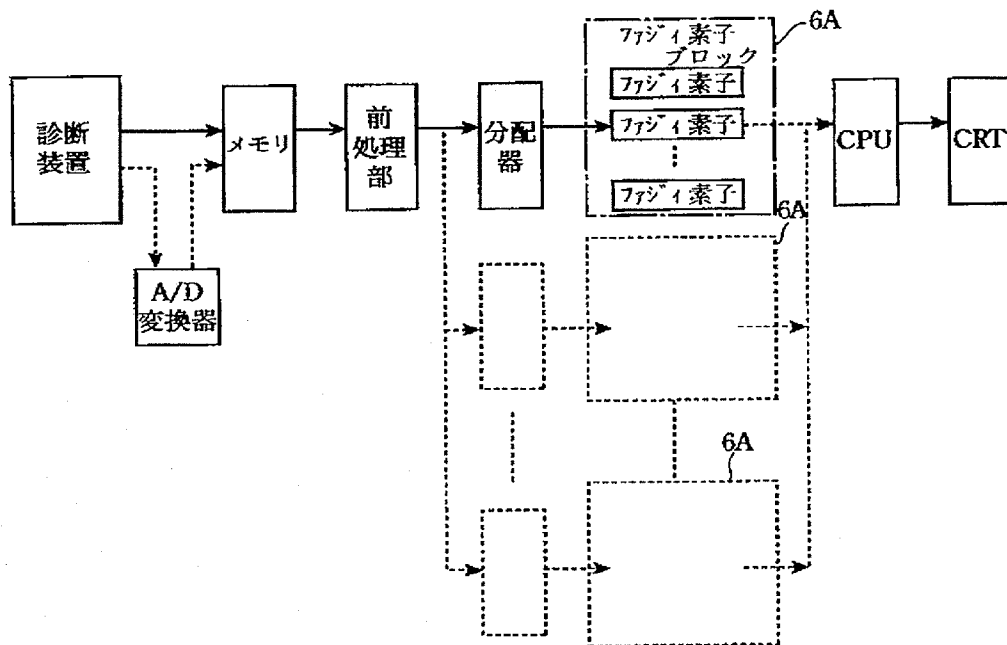
【図16】



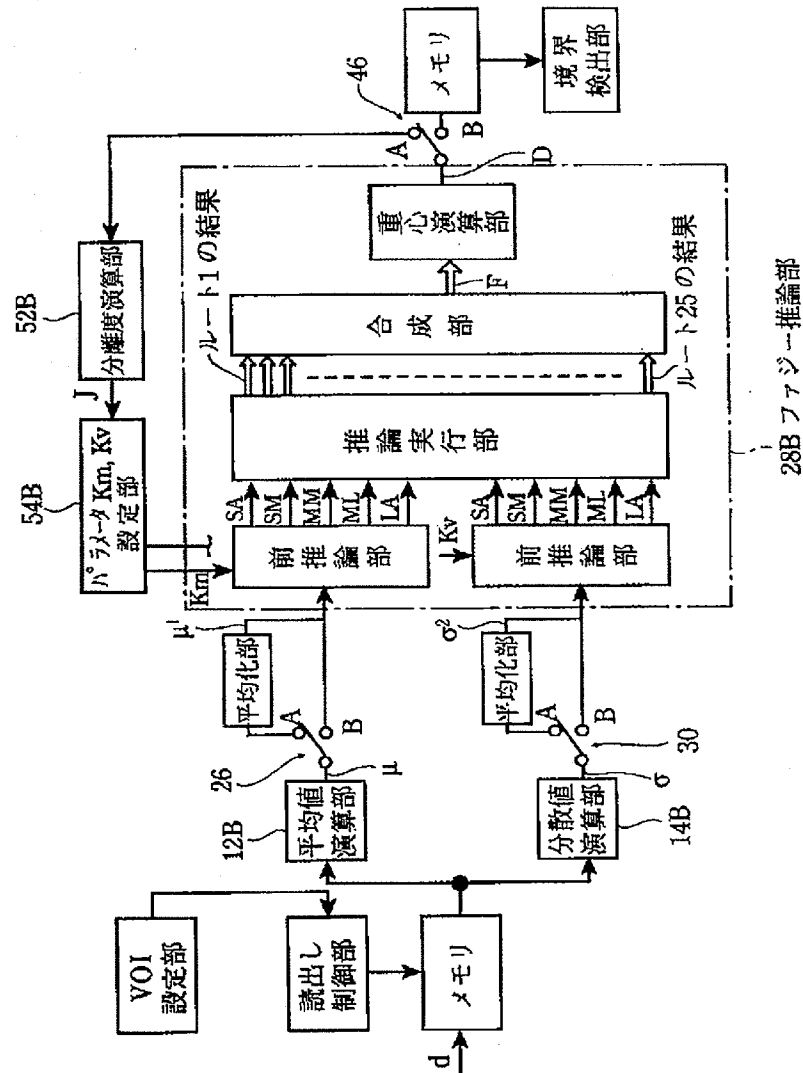
【図17】



【図19】



【図20】



フロントページの続き

(72)発明者 伊東 紘一
栃木県河内郡南河内町薬師寺3311-1 自
治医科大学内

Fターム(参考) 4C096 AB50 AC03 AC04 DC20 DC21
DC28 DC40
4C301 BB13 DD07 DD24 EE11 JB50
KK26 KK30

11

12

PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 2000-126181

(43)Date of publication of application : 09.05.2000

(51)Int.Cl.

A61B 8/08 A61B 5/055

G06F 9/44 G06G 7/12

(21)Application number : 10-305418

(71)Applicant : MITANI SANGYO CO LTD

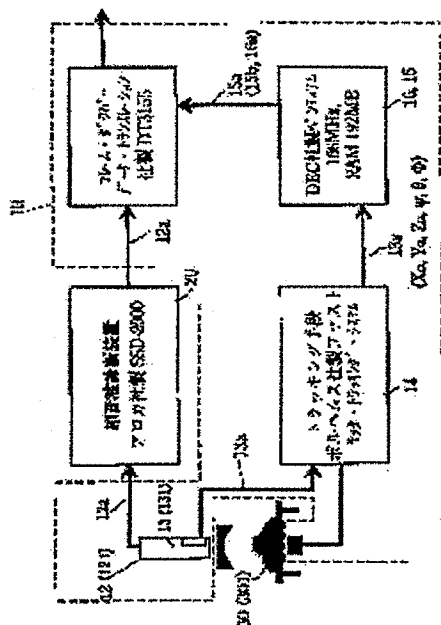
(22)Date of filing : 27.10.1998

(72)Inventor : TEI SOYU

AKIYAMA IWAKI

ΠΟ ΚΟΙΣΗ

(54) METHOD FOR EXTRACTING AND TREATING TUMOR



(57)Abstract:

PROBLEM TO BE SOLVED: To highly accurately discover and extract the mastadenoma region from an ultrasonic three-dimensional image.

SOLUTION: A characteristic quantity operating process wherein to each of three-dimensional voxels a tumor region, surrounding normal tissues and the borderline of both regions on an ultrasonic image are expressed as a membership function utilized for a fuzzy estimation, a membership function automatically forming process contg. a process for automatically extracting the tumor region based on a fuzzy estimation process, a fuzzy estimation process wherein each voxel is classified into regions of a specified no. of types based on the fuzzy estimation process and a defuzzy process contg. a process wherein a non-fuzzy making process based on a

relaxation method is performed on each voxel and a process wherein followed by the preceding process, each voxel is classified into either of 'a tumor', 'a normal tissue' or 'a borderline' to perform the final decision of the tumor region, are provided.



(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号
特開2000-126182
(P2000-126182A)

(43) 公開日 平成12年5月9日 (2000.5.9)

(51) Int.Cl. ⁷	識別記号	F I	テ-マコ-ト* (参考)
A 6 1 B 8/08		A 6 1 B 8/08	4 C 0 9 6
	5/055	G 0 6 F 9/44	5 5 4 Z 4 C 3 0 1
G 0 6 F 9/44	5 5 4	A 6 1 B 5/05	3 8 0

審査請求 未請求 請求項の数13 O L (全 64 頁)

(21) 出願番号 特願平10-305420

(22) 出願日 平成10年10月27日 (1998. 10. 27)

(71) 出願人 394027559

三谷産業株式会社

石川県金沢市玉川町1番5号

(72) 発明者 程 相勇

石川県金沢市玉川町1番5号 三谷産業株式会社内

(72) 発明者 秋山 いわき

神奈川県藤沢市辻堂西海岸1-1-25 湘南工科大学内

(74) 代理人 100060690

弁理士 瀧野 秀雄 (外1名)

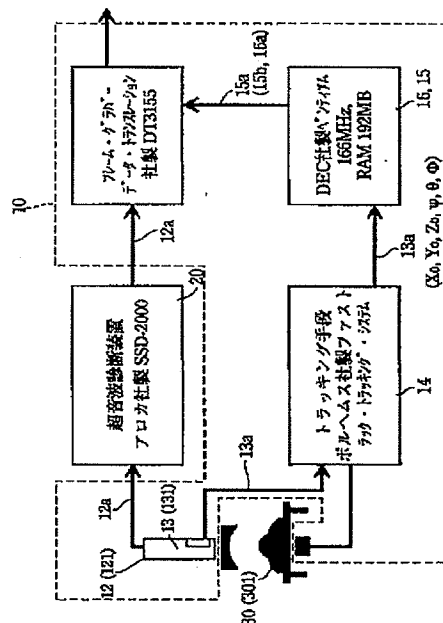
最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 腫瘍診断方法

(57) 【要約】

【課題】 超音波3次元画像から腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出すること。

【解決手段】 超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した（良性や悪性）腫瘍の表面積Sと体積Vの比のパラメータS/V ratioを利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、生体のMRI画像や超音波画像等で構成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織（特に、乳癌組織（乳腺悪性腫瘍））を発見する病理診断支援システムに適用可能な腫瘍診断方法。





【特許請求の範囲】

【請求項1】 被測定物体の表面をプローブを用いてスキニングしながら当該被測定物体を探索して内部構造や表面構造に関するボクセル・データを生成する3次元画像取得過程と、当該3次元画像取得過程に続いて、当該ボクセル・データの各々に対してファジィ推論処理及びデファジィ工程処理を実行して腫瘍と推論されるボクセル・データを選び出して腫瘍領域の最終決定を行う腫瘍抽出処理過程と、当該腫瘍抽出処理過程に続いて、当該腫瘍と推論されるボクセル・データに基づいて腫瘍表面形状の凹凸の度合いを判定する悪性腫瘍自動識別過程とを備え、

前記3次元画像取得過程は、被測定物体の表面をプローブを用いてスキニングしながら当該被測定物体を探索して内部構造や表面構造に関する探針データを生成するプローブ工程と、

前記プローブに取り付けられた状態で、スキニング中の当該プローブの空間的な位置及び／または姿勢を測定して当該プローブの座標データを前記被測定物体の探針動作に同期させて生成する3次元位置センシング工程と、前記探針データの収集を行う際に、当該探針データの収集と同期して前記プローブ座標データを収集するトラッキング工程と、

前記探針データ及び当該探針データと同期した前記プローブ座標データを用いて、3次元画像データを生成する3次元座標変換工程と、

3次元画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもって当該ボクセルのボクセル・データとする3次元ボクセル・データ発生工程とを有し、

前記腫瘍抽出処理過程は、前記ボクセル・データの各々に対して、超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジィ推論に利用するメンバシップ関数の[0, 1]区分の確率分布として表現する特徴量演算工程と、

当該メンバシップ関数を備えたファジィ推論過程に基づいて当該統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する工程を含むメンバシップ関数自動生成工程と、

当該生成されたメンバシップ関数及びファジィ・ルールを含んで構成される前記ファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けするファジィ推論工程と、

弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して行う工程と、前工程に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程とを含むデファジィ工程とを有し、

前記悪性腫瘍自動識別過程は、

腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積(S)、体積(V)を利用した腫瘍形状判定パラメータ(γ)を計算する腫瘍凹凸不整定量化工程と、

当該計算した腫瘍形状判定パラメータ(γ)が所定の閾値未満である場合に当該腫瘍の表面が滑らかであると判定し、当該閾値以上である場合に当該腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する形状判定工程と、

当該表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、当該表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する腫瘍診断工程とを有し、

前記腫瘍形状判定パラメータは、

$$\gamma = (S^3/V^2) / k, \quad k = \text{定数}$$

で定義されていることを特徴とする腫瘍診断方法。

【請求項2】 前記探針工程が、超音波プローブからの超音波を用いて乳腺の表面をスキニングしながら当該乳腺からの超音波エコーに基づく探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断層画像データを生成する探針工程であり、

20 前記3次元位置検知工程が、前記超音波プローブに取り付けられた状態で、乳腺の表面をスキニング中の当該超音波プローブの空間的な位置及び／または姿勢を測定して当該超音波プローブ座標データを前記乳腺の探針動作に同期させて生成し、

前記トラッキング工程が、前記超音波断層画像データの収集を行う際に、当該超音波断層画像データの収集と同期して前記プローブ座標データを収集し、

30 前記3次元座標変換工程が、前記超音波断層画像データ及び当該超音波断層画像データと同期した前記プローブ座標データを用いて、3次元超音波画像データを生成し、

前記3次元ボクセル・データ発生工程が、3次元超音波画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもって当該ボクセルのボクセル・データとすることを特徴とする請求項1に記載の腫瘍診断方法。

【請求項3】 前記3次元座標変換工程は、前記探針データと同期した前記プローブ座標データとして、前記3次元位置検知工程の前記プローブ工程に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 ϕ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、(i, j=1, 2, 3)を用い、前記探針データの座標(x, y, 0)に対して当該変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて前記3次元画像データの座標(x', y', z')を生成することを特徴とする請求項1に記載の腫瘍診断方法。

【請求項4】 前記3次元座標変換工程における変換行列 $T[a_{ij}]$ における各々の行列要素 a_{ij} 、(i, j=1, 2, 3)は、

$$50 \quad a_{ij} = \cos(\psi) \cdot \cos(\theta),$$

3

$$\begin{aligned}
 a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi), \\
 a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\
 a_{13} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\
 a_{21} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\
 a_{22} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\
 a_{23} &= -\sin(\theta), \\
 a_{31} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\
 a_{32} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi)
 \end{aligned}$$

で定義されていることを特徴とする請求項2に記載の腫瘍診断方法。

【請求項5】 前記特徴量演算工程で用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度平均値、前記各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離、及び前記各ボクセルに対する輝度分散を含み、当該輝度平均値は、

$$\text{輝度平均値} = \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N^3$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数)であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 \sum は総和記号で与えられ、

前記特徴量演算工程に用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離を含み、

当該各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、

$$\begin{aligned}
 g_x &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\
 g_y &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\
 g_z &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}
 \end{aligned}$$

で与えられ、

当該各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は、

$$\text{輝度の重心と幾何学的な中心の距離} = \{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数)は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 (g_x, g_y, g_z) は、それぞれ参照ボクセル・ボリュームにおける輝度の重心の座標、 (c_x, c_y, c_z) は幾何学的な中心の座標で与えられ、前記特徴量演算工程に用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度分散を含み、

当該各ボクセルに対する輝度分散は、

$$\text{輝度分散} = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3$$

4

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数)は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 u は輝度平均値で与えられることを特徴とする請求項1に記載の腫瘍診断方法。

【請求項6】 前記メンバシップ関数自動生成工程は、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、前記ファジィ推論に利用する当該メンバシップ関数を前記ボクセル毎に3次元ガウシアン・ラプラスフィルタの出力に基づいて自動作成する工程であることを特徴とする請求項5に記載の腫瘍診断方法。

【請求項7】 前記メンバシップ関数自動生成工程は、前記メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、前記3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ $g(r)$

$$g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{ (2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^7 \} \cdot \exp \{ -r^2 / 2\sigma^2 \}$$

r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で表される3次元LoGフィルタ出力から求める3次元LoGフィルタ工程と、

前記3次元LoGフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する境界抽出工程と、

当該3次元LoGフィルタ出力が正値を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する腫瘍抽出工程と、

当該3次元LoGフィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する正常組織抽出工程と、

前記腫瘍抽出工程において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、前記“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張・収縮処理工程と、

前記膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対して前記クラス分けが行われたボクセルのみに対して前記特徴量演算工程を実行して前記輝度平均値、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び前記輝度分散の3つの特徴量を計算するボクセル選別・特徴量計算工程と、

前記ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量の各々に対して、各々の確率密度関数に応じた前記メンバシップ関数を求めるメンバシップ関数決定工程とを有することを特徴とする請求項5に記載の腫瘍診断方法。

【請求項8】 前記メンバシップ関数決定工程において、前記3つの特徴量の各々に対する確率密度係数を、 $P_A(x) = x / \sigma^2 \cdot \exp \{ (-x^2 + \sigma^2) / \sigma^2 \} \cdot I_0(x / \sigma^2)$ 、

ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数、

10

20

30

40

50

で表現し、

前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度平均値に対するメンバシップ関数を、“腫瘍”についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似すると共に、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似し、

前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似し、

前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度分散に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似することを特徴とする請求項5に記載の腫瘍診断方法。

【請求項9】 前記ファジィ推論工程は、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数と前記ファジィ・ルールを含んで構成される前記ファジィ推論過程に基づいて、前記各ボクセルを、“腫瘍”のクラスに属するグレード、“正常組織”のクラスに属するグレード、“境界”のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いて前記クラス分けを実行する工程を含み、

当該ファジィ・ルールは、前記輝度平均値を u 、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散を v としたとき、if then else条件文形式で表されたルール；

R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small) then the voxel is "tumor".

R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue".

R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary".

で表現されることを特徴とする請求項5に記載の腫瘍診断方法。

【請求項10】 前記ファジィ推論工程は、前記輝度平均値を u 、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散を v としたとき、

前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレード $\mu_t | u$ 、 $\mu_t | d$ 、 $\mu_t | v$ 、 $\mu_n |$

u 、 $\mu_n | d$ 、 $\mu_n | v$ 、 $\mu_b | u$ 、 $\mu_b | d$ 、 $\mu_b | v$ の各々を求める第1論理工程と、

当該グレード $\mu_t | u$ 、 $\mu_t | d$ 、 $\mu_t | v$ 、 $\mu_n | u$ 、 $\mu_n | d$ 、 $\mu_n | v$ 、 $\mu_b | u$ 、 $\mu_b | d$ 、 $\mu_b | v$ の各々の値を、前記ファジィ推論の機構に入力して前記各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定するアナログ値 μ_t 、“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める第2論理工程とを含み、

当該ファジィ推論機構は、

R1: $\mu_t = \min(\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v)$,

R2: $\mu_n = \min(\mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v)$,

R3: $\mu_b = \min(\mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v)$

ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3)$ は a_1 、 a_2 、 a_3 の中から最小値を選択する演算で表現されることを特徴とする請求項5に記載の腫瘍診断方法。

【請求項11】 前記デファジィ工程における、前記弛緩法に基づいた前記非ファジィ化過程を前記各ボクセルに対して行う工程は、

前記前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく前記非ファジィ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域に前記クラス分けを実行する際に、

(1) 注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しない、

(2) 注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接する、

(3) 注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しない

といった規則に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する工程を含み、

前記デファジィ工程における、前記“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は、

すべてのボクセルを、“腫瘍”のグレードを示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレードを示す画像 μ_n 、または“境界”のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいてラベル付けするラベル付け工程と、

前工程に続いて、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれに計算するラベル数計算工程と、

当該ラベルの数 (N_t, N_n, N_b) の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を並列的に反復する並列反復工程とを含み、

前記局所的な制約ルールは、if then else条件文形式で表されたルール；

7

8

```

R1: if  $N_t > 1$  and  $N_b \geq 2$  and  $N_n = 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 
R2: else if  $N_n > 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_t = 1$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_n \geq 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 

```

ただし、記号↑はその値にある定数Cを加えること、記号↓はその値から定数Cを減することを意味しているで表現されることを特徴とする請求項5に記載の腫瘍診断方法。

【請求項12】 前記ラベル付け工程は、前記局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレードを示す画像、“正常組織”のグレードを示す画像、または“境界”のグレードを示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程を含むことを特徴とする請求項11に記載の腫瘍診断方法。

【請求項13】 前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、前記腫瘍の形状が球のときに前記腫瘍形状判定パラメータの値が1となるように前記 κ を正規化する定数正規化工程と、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、最終的に抽出された前記腫瘍を構成するボクセルの総和として前記腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程と、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作る第1工程と、当該第1工程に続いて、当該隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を前記腫瘍の表面積とする第2工程とを含む腫瘍表面積算定工程を含むことを特徴とする請求項1に記載の腫瘍診断方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、患部の3次的に表示された腫瘍の立体表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価し腫瘍の同定を支援する診断装置に関し、特に、生体の磁気共鳴画像(Magnetic Resonance Imaging: MRI画像)や超音波画像等の2次元断層画像から3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織(特に、乳癌組織)を発見する病理診断支援システムに適応可能な腫瘍診断方法に関する。

【0002】

【従来の技術】近年40台女性の死亡の主な原因の1つ

になっている乳癌を発見するための乳腺(被測定物体)腫瘍の診断には、X線Mammographyや超音波エコー法などが用いられている。

【0003】悪性腫瘍の特徴は、良性と比較すると凹凸を伴う複雑な輪郭を有していることである。乳腺の画像診断ではこのような幾何学的特徴がよく利用される。X線Mammographyは、乳腺に対するX線の透過像であり、比較的高い空間分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出並びに評価のために、超音波診断装置や医用MRIを用いて生体の3次元画像データを作成し、診断処理を行う技術がさかんに利用されるようになってきている。

【0004】心臓やけい動脈を対象とする循環系疾患診断では、血管内外壁の時間変化に伴う3次的運動と同部位の3次的分布を高速に取得し、両者の空間的な因果関係を定量的に把握できることが、診断精度を向上させるうえで強く望まれている。

【0005】このような循環系疾患診断において、時間軸上で変化する3次元像の構築するために必要とする原画像データは、一心拍中に複数のフェイズ(時相)を持つ心全体にわたるマルチスライス(多断層)像であり、形態情報として、心および血管内腔領域、あるいは血管外壁と他の組織との境界像、また機能像として、心および血管内腔の血流の3次的分布像の取得が必要とされる。

【0006】ここで、超音波エコー法によって生成される画像を用いた乳腺腫瘍の診断では、前述のMammographyの場合と比較して有利な点がある。

【0007】すなわち、

1. 超音波像は透過像ではなく超音波断層画像として得られること、
 2. 超音波プローブを体表面(乳腺表面)に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺内部を観察できること、
 3. 被検者に対する苦痛が少ないこと
- などである。

【0008】従って、検者が、超音波断層画像を画面上で観察しながら、乳腺内部をくまなく走査することによ

って、高い精度での腫瘍の発見、並びに悪性腫瘍の判別ができるようになることが期待できる。超音波エコー像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコー・レベル、すなわち画像の輝度が低いことである。このことは、超音波断層画像の輝度レベルの差を利用して両者（すなわち、良性腫瘍及び悪性腫瘍）を判別することが難しいことを意味する。そこで、超音波断層画像における腫瘍の輪郭線の幾何学的形状の不整が利用される従来技術が開示されているが、良性腫瘍及び悪性腫瘍と正常組織とを判別できるものの、超音波断層画像だけでは悪性腫瘍の特徴を把握しにくいといった問題点がある。

【0009】このようなケースでは、腫瘍を3次元的に表示すれば、幾何学的な表面形状を容易に観察することができ、より精度の高い診断が可能となると予想される。このため、乳腺腫瘍の3次元的な形状をなるべく正確に収集する必要がある。

【0010】乳房が表在性臓器であり、非常に柔軟でデリケートなため、日常の乳腺診断において、検者が手で持つ超音波プローブの位置と向きを微妙に調節しながら乳房表面を走査することによって乳腺断層像を取得している。

【0011】乳腺内部の超音波エコー像を3次元的に取得する手法としては、超音波プローブを検者が手動で乳腺表面を走査する方法（マニュアル走査）とメカニカルに走査する方法（メカニカル走査）が開示されている。

【0012】従来この種の腫瘍診断方法としては、例えば、特開平5-123318号公報に示すようなものがある（第1従来技術、図33）。

【0013】すなわち第1従来技術の装置は、被検体内の測定の対象となるデータ空間に超音波パルスを送波し、該データ空間内から反射してくるエコー情報を基にして、被検体内の画像表示を行う超音波画像表示装置であって、被検体内から反射してくるエコー情報を蓄えるメモリ部と、データ空間内において関心領域を任意に指定する関心領域指定手段と、データ空間内において関心領域に対する探索領域を任意に指定する探索領域指定手段と、関心領域内のテクスチャー特徴量の抽出を行う関心領域テクスチャーパターン抽出手段と、探索領域内のテクスチャー特徴量の抽出を行う探索領域テクスチャーパターン抽出手段と、関心領域テクスチャーパターン抽出手段によって抽出された関心領域テクスチャーパターンと、探索領域テクスチャーパターン抽出手段によって抽出された探索領域テクスチャーパターンとを比較するテクスチャーパターン比較手段と、を含み、テクスチャーパターン比較手段は、関心領域テクスチャーパターンと探索領域テクスチャーパターンとの比較をファジー合意を採って行い、関心領域テクスチャーパターンと探索領域テクスチャーパターンの類似度を出力する構成となっている。

【0014】このような第1従来技術の装置においては、データ空間内の探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンとが比較される。そして、これらの比較において、これらの相違の判定がファジー合意に基づいて行われる。そして、ファジー合意に基づいた相違の判定が下されることによって、組織の正常部位と異常部位の認定が行われ、これら正常部位と異常部位との境界が認識設定されることによってデータ空間内の異常な個所の表面抽出が行われる。

【0015】また、データ空間内において、直方体のX方向とY方向とZ方向とにそれぞれ360°にわたって探索するように三次元探索領域と三次元関心領域とをそれぞれ設定すると、直方体のすべての面に対してX方向とY方向とZ方向のデータが採られることとなり、このデータを使用することにより組織状態に忠実に合致する三次元画像表示が行えるようになる。

【0016】更に加えて、第1従来技術の装置では、医師が画像に表れた組織の荒さ・ばけ具合・粗密などの程度を見ることによって組織の異常を発見できるということとを考慮して、組織の荒さ・ばけ具合・粗密などの程度を表すテクスチャー特徴量を定義し、更にはその組織固有のテクスチャー特徴量であるテクスチャーパターンを定義して、測定対象となる組織のある部分（データ空間）についてテクスチャーパターンを探索していくことによって異常部分の検出を行っている。

【0017】具体的には、データ空間の中に探索領域と関心領域とを設定し、この探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンとを比較し、探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンの違いを検出することによってデータ空間内の組織の異常を検出してその異常な個所の表面を抽出している。なお、探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンの比較に当たって、これらの相違の判定はファジー合意に基づくようにしている。また、三次元画像表示を行うに当たっては、データ空間内において、直方体のX方向とY方向とZ方向とにそれぞれ360°にわたって探索するようにして設定される三次元探索領域と三次元関心領域とをそれぞれ用いて三次元的に解析を実行している。

【0018】また、他の腫瘍診断方法としては、例えば、特開平5-123321号公報に示すようなものがある（第2従来技術、図33）。

【0019】すなわち第2従来技術の装置は、被検体内の測定の対象となるデータ空間に超音波パルスを送波し、データ空間内から反射してくるエコー情報を基にして、被検体内の画像表示を行うために、被検体内から反射してくるエコー情報を蓄えるメモリ部と、データ空間内において関心領域を任意に指定する関心領域指定手段と、データ空間内において関心領域に対する探索領域を任意に指定する探索領域指定手段と、関心領域内のテク

スチャー特徴量の抽出を行う関心領域テクスチャーパターン抽出手段と、探索領域内のテクスチャー特徴量の抽出を行う探索領域テクスチャーパターン抽出手段と、関心領域テクスチャーパターン抽出手段によって抽出された関心領域テクスチャーパターンと、探索領域テクスチャーパターン抽出手段によって抽出された探索領域テクスチャーパターンとを比較するテクスチャーパターン比較手段とを備え、医師が画像に表れた組織の荒さ・ばけ具合・粗密などの程度を見ることによって組織の異常を発見できるということを考慮して、組織の荒さ・ばけ具合・粗密などの程度を表すテクスチャー特徴量を定義し、更にはその組織固有のテクスチャー特徴量であるテクスチャーパターンを定義して、測定対象となる組織のある部分（データ空間）についてテクスチャーパターンを探索していくことによって異常部分の検出を実行していた。

【0020】具体的には、データ空間の中に探索領域と関心領域とを設定し、この探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンとを比較し、探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンの違いを検出することによってデータ空間内の組織の異常を検出してその異常な個所の表面を抽出していた。なお、探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンの比較に当たって、これらの相違の判定はファジー合意に基づくようにしている。また、三次元画像表示を行うに当たっては、データ空間内において、直方体のX方向とY方向とZ方向とにそれぞれ360度にわたって探索するようにして設定される三次元探索領域と三次元関心領域とをそれぞれ用いて三次元的に解析を実行していた。

【0021】以上のような構成の第2従来技術においては、データ空間内の探索領域のテクスチャーパターンと関心領域のテクスチャーパターンとが比較される。そして、これらの比較において、これらの相違の判定がファジー合意に基づいて行われる。そして、ファジー合意に基づいた相違の判定が下されることによって、組織の正常部位と異常部位の認定が行われ、これら正常部位と異常部位との境界が認識設定されることによってデータ空間内の異常な個所の表面抽出が行われる。また、データ空間内において、直方体のX方向とY方向とZ方向とにそれぞれ360度にわたって探索するように三次元探索領域と三次元関心領域とをそれぞれ設定すると、直方体のすべての面に対してX方向とY方向とZ方向のデータが採られることとなり、このデータを使用することにより組織状態に忠実に合致する三次元画像表示が行えるようになることが開示されている。

【0022】また他の腫瘍診断方法としては、例えば、特開平9-134434号公報に示すようなものがある（第3従来技術）。

【0023】すなわち第3従来技術の方法は、画像の一

部分の中の多数の点に対し、画像の一部分の各点の周辺の明暗度の分布から得られた特徴的な値により形成された成分のベクトルと呼ばれる組を定める段階と、所定のタイプの癌に対応した画像の一部分の領域又は別の領域に属するベクトルと関係した点の確率を定める分類システムを用いる段階とから構成された論理構成となっている。

【0024】また他の腫瘍診断方法としては、例えば、特願平4-110305号（第4従来技術、図34）に示すようなものがある。

【0025】すなわち、第4従来技術の画像処理装置は、MRIや超音波診断装置などから得られる2次元あるいは3次元の画像データの処理を行うのに適し、特に、診断に有用な特徴情報を高速にかつ効率的に抽出することが可能な画像処理装置であって、処理対象の2次元画像空間の画素にそれぞれ1つずつのファジィ素子に対応づけたファジィ素子のアレイ6A、…、6Aを用い、個々の画素の値をファジィ推論によって決定するようにしたもので、3次元画像データを処理する場合には、ピクセル単位のファジィ素子を、断層面数と、あらかじめ規定された断層面内のピクセル数とを乗じた数だけ少なくとも設け、各ファジィ素子を並列に動作させることによって課題の解決を図るものである。

【0026】すなわち、第4従来技術の画像処理装置は、2次元画像空間の各画素に対応づけた多数のファジィ素子のアレイ6A、…、6Aからなる画像処理部を備え、ファジィ素子の各々が、入力された2次元画像データについてあらかじめ規定されたルールおよびメンバシップ関数に基づいてファジィ推論を同時並行的に実行し、各々のファジィ素子が、対応づけられている画素の値を決定している。

【0027】また、複数の断層面データを入力として3次元画像処理を行う場合、第4従来技術の画像処理装置は、少なくともあらかじめ規定された断層面数に各断層面内のピクセル数を乗じた数のファジィ素子を有する画像処理部を備え、画像処理部の各ファジィ素子が、あらかじめ規定された、全てのピクセルについて独立なルールとメンバシップ関数とを有し、3次元空間上の与えられた点について境界抽出等の特徴抽出処理を並列に実行している。ここで画像処理部のファジィ素子の数を、さらに同時に抽出したい特徴の数を乗じて決定している。また、各断層面データが順次的に入力されかつその入力速度が、ファジィ素子の処理速度にくらべて遅い場合、1つの断層面を処理するファジィ素子のブロック6A、…、6Aを単位として、1つあるいは複数のブロック6A、…、6Aで画像処理部を構成し、1つの特徴について1つのブロック6A、…、6Aを使用して順次入力される断層面データを処理している。

【0028】ところで、超音波診断装置や医用MRIを用いて生体の3次元画像データを作成し、診断処理を行

う場合、一般に、生体への超音波の送受波により取り込まれたエコーデータに基づき形成される。例えば二次元断層画像を形成する場合、二次元エコーデータ取り込み領域内で取り込まれたエコーデータのレベルが画素値に変換される。また、三次元超音波画像を形成する場合、三次元エコーデータ取り込み領域内で取り込まれたエコーデータを利用して、まず特定組織の輪郭抽出が三次元的に行われ、その後、例えば組織表面が濃淡処理され、これにより立体的な組織像が形成される。

【0029】二次元超音波画像内で特定組織の断面積を演算する場合、あるいは三次元超音波画像の形成や特定組織の体積を演算する場合等においては、組織の輪郭（組織間の境界）を抽出する必要がある。

【0030】組織画像についての複数の特徴量を基礎として、組織境界の抽出を精度良く行う腫瘍診断方法としては、例えば、特願平5-333617号（第5従来技術、図35）に示すようなものがある。

【0031】第5従来技術の超音波画像処理装置は、超音波画像を形成するためのエコーデータを処理する装置であって、注目エコーデータを中心とする参照領域に含まれる複数のエコーデータの平均値 μ を演算する平均値演算部12Bと、参照領域に含まれる複数のエコーデータの分散値 σ を演算する分散値演算部14Bと、平均値 μ 及び分散値 σ に基づいて組織差強調演算を行い、注目エコーデータの新たな値を出力する組織差強調演算部（不図示）と、組織差強調後の画像に対して境界抽出を行う境界抽出部とを含んで構成され、注目エコーデータ毎に組織差強調演算を行って超音波画像に対する組織差強調処理を実行し、注目エコーデータを中心とする参照領域内でエコーデータの平均値 μ 及び分散値 σ を求め、それらの平均値 μ 及び分散値 σ に基づいて組織差強調演算を求めている。これにより、境界抽出精度を向上させ、画像の平均値 μ 及び分散値 σ を総合勘案することにより組織差を認識できる組織差強調処理をおこない、また、組織差強調演算部をファジー推論部28Bで構成して組織差強調演算をファジー推論により実行し、組織差強調演算のための複雑なテーブルの作成を不要とし、かつ膨大な規模のテーブルの作成を不要としていた。

【0032】また第5従来技術の超音波画像処理装置は、ファジー推論部28Bの出力から組織分離度を演算する分離度演算部52Bと、ファジー推論部28Bが有するメンバーシップ関数を決定するためのパラメータを設定する手段であって、パラメータを順次変更して得られる複数の組織分離度に基づき、メンバーシップ関数を最適化するパラメータ設定部54Bと、組織差強調後の画像に対して境界抽出を行う境界抽出部とを設け、メンバーシップ関数の最適化をフィードバックループにより実行していた。また、ファジー推論部28Bに設けられるメンバーシップ関数の最適化をフィードバックループにより達成し、メンバーシップ関数を決定するパラメー

タを順次変更しつつ組織分離度を演算し、その組織分離度に基づき最適なパラメータを設定し、メンバーシップ関数の最適化を実際の画像処理の前段階に行っておくことにより、各種の組織に対応した最も適切な条件下で組織差強調処理を実行していた。

【0033】このような第1従来技術～第5従来技術では、乳腺内部の超音波エコー像を3次元的に取得する手法として、超音波プローブを検者が手動で乳腺表面を走査する方法（マニュアル走査）とメカニカルに走査する方法（メカニカル走査）が一般的に用いられている。

【0034】

【発明が解決しようとする課題】しかしながら、前述の第1従来技術～第5従来技術を実行するためにメカニカル走査の場合を考えると、乳腺が非常に柔軟でデリケートな組織であるため、メカニカル走査においてメカニカルに超音波プローブを走査すると乳腺組織を超音波プローブで圧迫してしまうため、再現性の高い腫瘍の形状（超音波3次元画像）が得られない。

【0035】一方、前述の第1従来技術～第5従来技術を実行するためにマニュアル走査の場合でも同様に、熟練した検者がマニュアル走査で乳房表面を走査する場合は、乳房を圧迫することではなく、アーチファクトの少ない、再現性の高い画像を得ることが重要である。すなわち、熟練した検者が乳腺表面を手動（マニュアル）で走査すれば、超音波プローブの位置や向きを検者側で微妙に調節できるため、アーチファクトが少なく、かつ再現性の高い超音波3次元画像を収集することができる。

【0036】更に加えて、このようなマニュアル走査を実現するためには、超音波プローブの位置や姿勢をマニュアル走査に対して実時間でトラッキングする必要がある。すなわち、超音波画像をマニュアル走査で3次元的に収集する場合、ボクセル・データの変換が必要とされるため、断層画像とそれに対応する超音波プローブの位置と向きのデータを記録する必要がある。また、画像データの収集を高速に行うために、超音波プローブを走査しながら得られる超音波像と同時に超音波プローブの位置と向きのデータを直接に計算機のメモリに転送することが重要となる。

【0037】そこで本発明は、このような従来の問題点（第1課題）を解決することを課題としており、特に、3次元位置センサを取り付けた超音波プローブを用いて取得された超音波エコーから乳腺（被測定物体）を抽出して、その3次元的な形状（3次元画像）から3次元的な表面形状から腫瘍の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を行う画像システムに最適な腫瘍診断方法を実現することを第1の目的としている。

【0038】一方、腫瘍（特に、乳癌）の表面形状を3次元的に表示及び評価するためには、取得した超音波ボクセル画像データから腫瘍の領域を抽出することが重要となる。しかも、乳腺の超音波画像には、スペckル・



ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域が存在するといった超音波画像特有の難しさもある。

【0039】しかしながら、乳腺の超音波画像の前処理として単純な閾値による2値化を実行する2値化や微分オペレータなどの画像処理法を実行する第4従来技術や第5従来技術では、乳腺の超音波画像に対する画像処理2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法を用いているため、後段で各種のファジー推論を行っても、根本的に、期待するような抽出精度を実現することが難しいと考えられる。

【0040】また、このような画像処理技術を用いて、高い精度での腫瘍の発見、並びに悪性腫瘍の判断を実現するためには、複雑な計算アルゴリズムや大規模なコンピュータリソースを必要としてしまうという問題点があった。

【0041】本発明は、このような従来の問題点(第2課題)を解決することを課題としており、特に、3次元LoG(Laplace of Gaussian)フィルタを用いたメンバシップ関数の自動作成し、ファジー推論並びに弛緩法を用いて、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスに分類し、その結果に基づいて、腫瘍の3次元領域の決定することにより、パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジー推論アルゴリズムを提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現することを第2の目的としている。

【0042】ところで、乳腺腫瘍診断の最大の特徴は良悪性の鑑別が絡んでくることであり、その中で1cm以下の小さな癌の判別診断が最も重要である。良性腫瘍は、その輪郭形状が円形ないし楕円形などのような“整かつ平滑”である。一方、悪性腫瘍は輪郭形状が蟹形や星形などのような“不整かつ凹凸性状”を呈する。

【0043】しかしながら、前述の第1従来技術から第5従来技術のような通常の超音波検査技術では、断層画像におけるこのような幾何学的な形状の特徴がよく用いられるが、腫瘍がまだ小さいときは、断層画像の観察だけではその腫瘍が悪性のものなのか良性のものなのかを把握しにくいケース(症例)が多数見受けられる。

【0044】また、前述の第1従来技術から第5従来技術のような通常の超音波検査技術において用いられる唯一の定量的な悪性腫瘍の評価法(発見方法)として、腫瘍領域の縦横比(Depth width ratio, または D/W ratio, S/V ratio)、すなわち、腫瘍の最大の断層画像における縦径と横径との比(長径と短径との比)が利用される場合もあ

る。

【0045】すなわち、このような腫瘍領域のS/V ratioを用いる場合、癌ではS/V ratioが良性腫瘍よりも大きな値を示すものの、決まった基準は見受けられない。そこで一般的に、腫瘍領域のS/V ratioの値が0.8以上の腫瘍を悪性、0.6以下の腫瘍を良性、そして0.6~0.8の間の腫瘍は要検討の症例としている。

【0046】しかしながら、このような悪性腫瘍の評価法は、腫瘍の最大の断層画像が的確に得られることを前提としており、更に加えて、腫瘍がまだ小さい場合は、良性腫瘍であっても腫瘍領域のS/V ratioが高値を示す傾向があるという問題点がある。

【0047】本発明は、このような従来の問題点(第3課題)を解決することを課題としており、特に、超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した(良性や悪性)腫瘍の表面積Sと体積Vの比のパラメータS/V ratioを利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、生体のMRI画像や超音波画像等で構成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織(特に、乳癌組織(乳腺悪性腫瘍))を発見する病理診断支援システムに適応可能な腫瘍診断方法を、パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便な腫瘍診断方法を提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現することを第3の目的としている。

【0048】

【課題を解決するための手段】上記課題を解決するため成された請求項1に記載の発明は、被測定物体の表面をプローブを用いてスキニングしながら当該被測定物体を探索して内部構造や表面構造に関するボクセル・データを生成する3次元画像取得過程と、当該3次元画像取得過程に続いて、当該ボクセル・データの各々に対してファジー推論処理及びデファジー工程を実行して腫瘍と推論されるボクセル・データを選び出して腫瘍領域の最終決定を行う腫瘍抽出処理過程と、当該腫瘍抽出処理過程に続いて、当該腫瘍と推論されるボクセル・データに基づいて腫瘍表面形状の凹凸の度合いを判定する悪性腫瘍自動識別過程とを備えている。ここで前記3次元画像取得過程は、被測定物体の表面をプローブを用いてスキニングしながら当該被測定物体を探索して内部構造や表面構造に関する探索データを生成するプローブ工程と、前記プローブに取り付けられた状態で、スキニング中の当該プローブの空間的な位置及び/または姿勢を測定して当該プローブの座標データを前記被測定物体の探索動作に同期させて生成する3次元位置センシング工程

と、前記探針データの収集を行う際に、当該探針データの収集と同期して前記プローブ座標データを収集するトラッキング工程と、前記探針データ及び当該探針データと同期した前記プローブ座標データを用いて、3次元画像データを生成する3次元座標変換工程と、3次元画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもって当該ボクセルのボクセル・データとする3次元ボクセル・データ発生工程とを有している。

【0049】前記腫瘍抽出処理過程は、前記ボクセル・データの各々に対して、超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジィ推論に利用するメンバシップ関数の

【0, 1】区分の確率分布として表現する特徴量演算工程と、当該メンバシップ関数を備えたファジィ推論過程に基づいて当該統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する工程を含むメンバシップ関数自動生成工程と、当該生成されたメンバシップ関数及びファジィ・ルールを含んで構成される前記ファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けするファジィ推論工程と、弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して行う工程と、前工程に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程とを含むデファジィ工程とを有している。

【0050】前記悪性腫瘍自動識別過程は、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積

(S)、体積(V)を利用した腫瘍形状判定パラメータ(γ)を計算する腫瘍凹凸不整定量化工程と、当該計算した腫瘍形状判定パラメータ(γ)が所定の閾値未満である場合に当該腫瘍の表面が滑らかであると判定し、当該閾値以上である場合に当該腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する形状判定工程と、当該表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、当該表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する腫瘍診断工程とを有している。

【0051】前記腫瘍形状判定パラメータは、 $\gamma = (S^2/V^2) / \kappa$ 、 κ = 定数で定義されている。

【0052】請求項1に記載の3次元画像取得過程によれば、プローブ手段にはプローブ姿勢検出センサが取り付けられているので、プローブ工程がスキャン中のプローブ手段の空間的な位置及び/または姿勢を測定すれば、3次元位置センサ工程が被測定物体の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成できる。また、プローブ工程がプローブ手段を用いて被測定物体の表面をスキャンしながら被測定物体を探針して探針データを生成する際に、トラッキング工程は、この探針データの収集と同期してプローブ座標データを収集する。続い

て3次元座標変換工程が、探針データ及び探針データと同期したプローブ座標データを用いて3次元画像データを生成する。続いて3次元ボクセル・データ発生工程が、3次元画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データに変換する一方で、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データとする。すなわち、プローブ手段に取り付けたプローブ姿勢検出センサによって計測された位置データ(プローブ手段の座標データ)を用いて、プローブ手段を任意に走査して得られた一連の探針データをボクセル・データに変換できるようになる。

【0053】このような3次元画像取得過程は、非常に柔軟でデリケートな組織構造を有する乳腺のような被測定物体を探針してボクセル・データを作成するようなアプリケーションに適している。すなわち、従来の熟練した検者が乳腺の表面を手動で走査してプローブ手段の位置や向きを微妙に調節して探針データを収集していたマニュアル走査(スキャン)作業や、プローブ手段をメカニカルに走査するメカニカル走査(スキャン)作業に代えて、プローブ手段に取り付けられたプローブ姿勢検出センサがスキャン中のプローブ手段の空間的な位置及び/または姿勢を測定し、乳腺(被測定物体)の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成し、トラッキング工程が、この探針データの収集(スキャン)と同期してプローブ座標データを収集することで、探針データと同時にプローブ手段の位置データ(プローブ手段の座標データ)を取得し、取得された探針データを、位置データとして利用して、従来のマニュアル走査やメカニカル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データに変換できるようになる。

【0054】また、腫瘍抽出処理過程によれば、特徴量演算工程が、ボクセル・データの各々に対して、2次元超音波画像または3次元超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布を、ファジィ推論に利用するメンバシップ関数の【0, 1】区分の確率分布として表現する工程を実行する。またメンバシップ関数自動生成工程が、メンバシップ関数を備えたファジィ推論過程に基づいて、特徴量演算工程で求めた統計量の分布をまとめて腫瘍の領域を自動抽出する工程を実行する。これにより、ボクセル・データに対して3次元LoGフィルタをかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する”らしさ”を示すメンバシップ関数を求めることができるようになる。1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LoG(Laplace of Gaussian)フィルタを用いる結果、ボクセ

ル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差（Zero crossing）が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元LoGフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。またファジイ推論工程が、メンバシップ関数自動生成工程で求めたメンバシップ関数自動生成工程を実行した際に生成されたメンバシップ関数、及びファジイ・ルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする工程を実行する。デファジイ（Defuzzify）工程は、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して実行し、この工程（非ファジイ化過程の工程）に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程を実行する。このようなファジイ推論工程とデファジイ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ（PC）程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような簡便なファジイ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスに分類できるようになる。その結果、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような、簡便な超音波3次元画像から、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。

【0055】一方腫瘍抽出処理過程では、悪性腫瘍はその表面形状が良性腫瘍のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍より大きいことを利用する。そこで表面形状の凹凸不整を定量化するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータを定義する。このために、腫瘍凹凸不整定量化工程を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ（ γ ）を計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて、球の場合で正規化した表面積と体積の比のパラメータ $S/V \text{ ratio}$ が悪性腫瘍が良性腫瘍より高値を示すことに注目して、形状判定工程を実行する

ことにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する。

【0056】その結果、悪性腫瘍（癌）の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき、腫瘍表面の3次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。

【0057】すなわち、乳腺腫瘍の自動抽出システム（病理診断支援システム）によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化することによって乳癌診断を支援できるようになる。

【0058】腫瘍形状判定パラメータの算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0059】また請求項2に記載の発明は、請求項1に記載の腫瘍診断方法において、前記探針工程が、超音波プローブからの超音波を用いて乳腺の表面をスキャンしながら当該乳腺からの超音波エコーに基づく探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断層画像データを生成する探針工程である。前記3次元位置検知工程が、前記超音波プローブに取り付けられた状態で、乳腺の表面をスキャン中の当該超音波プローブの空間的な位置及び/または姿勢を測定して当該超音波プローブ座標データを前記乳腺の探針動作に同期させて生成する。前記トラッキング工程が、前記超音波断層画像データの収集を行う際に、当該超音波断層画像データの収集と同期して前記プローブ座標データを収集し、前記3次元座標変換工程が、前記超音波断層画像データ及び当該超音波断層画像データと同期した前記プローブ座標データを用いて、3次元超音波画像データを生成する。前記3次元ボクセル・データ発生工程が、3次元超音波画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平

均値をもって当該ボクセルのボクセル・データとする。

【0060】請求項2に記載の3次元画像取得過程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、ブロープに取り付けた交流磁界によるブロープ姿勢検出センサを制御するトラッキング工程は、自己（すなわち、ブロープ姿勢検出センサ）の空間的な位置データ（位置や姿勢に関する3次元座標のデータ13a=位置データ）を実時間で測定してブロープ座標データとして出力する。このためトラッキング工程は、超音波断層画像データの収集（探針工程）と同期したブロープ座標データの収集ができる。これに応じて3次元座標変換工程が、超音波断層画像データ及び超音波断層画像データと同期したブロープ座標データを用いて3次元超音波画像データを生成し、続いて3次元ボクセル・データ発生工程が、3次元超音波画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データに変換する一方で、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データとする。すなわち、ブロープの位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像（超音波断層画像データ）と同時にブロープの位置データ（ブロープ座標データ=位置データ）をブロープの位置の補正データとして用いることで、トラッキング工程によって取得された超音波断層画像（超音波断層画像データ）を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データに変換することができる。その結果、メカニカルにブロープで乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の超音波断層画像データを生成できるようになる。

【0061】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データとすることにより、取得した超音波断層画像（探針データ）を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ（ボクセル・データ）が生成できるようになる。

【0062】また請求項3に記載の発明は、請求項1に記載の腫瘍診断方法において、前記3次元座標変換工程は、前記探針データと同期した前記ブロープ座標データとして、前記3次元位置検知工程の前記ブロープ工程に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 ϕ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、 $(i, j=1, 2, 3)$ を用い、前記探針データの座標 $(x, y, 0)$ に対して当該変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて前記3次元画像データの座標 (x', y', z') を生成する論理構成の腫瘍診断方法である。

【0063】請求項3に記載の3次元画像取得過程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、ブロープ手段に

はトラッキング工程が制御するブロープ姿勢検出センサが取り付けられており、トラッキング工程は、このブロープ姿勢検出センサが生成する事故の空間的な位置データ（位置や姿勢に関する3次元座標のデータ13a=位置データ）を実時間で測定してブロープ座標データとして出力する。このためトラッキング工程は、探針データの収集と同期したブロープ座標データの収集ができる。これに応じて3次元座標変換工程が、探針データ及び探針データ（超音波断層画像データ）と同期したブロープ座標データを用いて3次元画像データを生成するために、探針データの座標 $(x, y, 0)$ に対して、変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて前記3次元画像データの座標 (x', y', z') を生成する。すなわち、ブロープの位置 (x_0, y_0, z_0) や姿勢 (ψ, θ, ϕ) を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像データの座標 $(x, y, 0)$ と同時にブロープのブロープ座標データとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ をブロープの位置の補正データとして用いることで、ブロープに取り付けた交流磁界によるブロープ姿勢検出センサによって取得された超音波断層画像データの座標 $(x, y, 0)$ を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データの座標 (x', y', z') に変換することができる。その結果、メカニカルにブロープで乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の超音波断層画像データの座標 $(x, y, 0)$ を生成できるようになる。

【0064】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データの座標 (x', y', z') とすることにより、取得した超音波断層画像（探針データ）を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データの座標 (x', y', z') が生成できるようになる。

【0065】また請求項4に記載の発明は、請求項2に記載の腫瘍診断方法において、前記3次元座標変換工程における変換行列 $T[a_{ij}]$ における各々の行列要素 a_{ij} 、 $(i, j=1, 2, 3)$ は、

$$a_{11} = \cos(\psi) \cdot \cos(\theta),$$

$$a_{12} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\phi),$$

$$a_{13} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\phi),$$

$$a_{21} = \sin(\psi) \cdot \cos(\theta),$$

$$a_{22} = \cos(\psi) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi),$$

$$a_{23} = \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\phi),$$

$$\begin{aligned} a_{11} &= -\sin(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\phi), \\ a_{13} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\phi) \end{aligned}$$

で定義されている論理構成の腫瘍診断方法である。

【0066】請求項4に記載の3次元画像取得過程によれば、請求項2に記載の効果に加えて、プローブの位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数（正弦関数 \sin や余弦関数 \cos 、及びこれらの四則演算）で表現された変換行列 $T[a_{11}]$ をプローブの位置の補正データとして用いることで、プローブに取り付けた交流磁界によるプローブ姿勢検出センサによって取得された超音波断層画像データの座標 $(x, y, 0)$ を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ（PC）のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データの座標 (x', y', z') に変換することができる。その結果、メカニカルにプローブで乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の超音波断層画像データの座標 $(x, y, 0)$ を小規模のハードウェアでも高速・低コストで生成できるようになる。

【0067】また請求項5に記載の発明は、請求項1に記載の腫瘍診断方法において、前記特徴量演算工程で用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度の重心、前記各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離、及び前記各ボクセルに対する輝度分散を含み、当該輝度平均値は、

$$\text{輝度平均値} = \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N'$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数) であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 \sum は総和記号で与えられ、当該各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、

$$g_x = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \},$$

$$g_y = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \},$$

$$g_z = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}$$

で与えられ、当該各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は、

$$\text{輝度の重心と幾何学的な中心の距離} = \{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数) は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 (g_x, g_y, g_z) は、それぞれ参照ボク

セル・ボリュームにおける輝度の重心の座標、 (c_x, c_y, c_z) は幾何学的な中心の座標で与えられ、当該各ボクセルに対する輝度分散は、

輝度分散 = $\{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N'$ ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数) は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 u は輝度平均値で与えられる論理構成の腫瘍診断方法である。

【0068】請求項5に記載の腫瘍抽出処理過程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、輝度平均値が“腫瘍”領域では小さく、“正常組織”の領域では大きく、また、“境界”領域ではその中間の値をとると考えられることから、前述の特徴量演算工程で用いられる所定の統計量を、各ボクセルに対する輝度平均値 $\{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N'$ (ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数)、 $f(i, j, k)$ = ボクセル (i, j, k) における輝度値、 N は参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 \sum = 総和演算) としている。その結果、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い“腫瘍”(tumor)、輝度の高い“正常組織”(normal tissue)、そして両者の“境界”(boundary)を識別できるようになる。

【0069】また輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離の値が、“正常組織”の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられ、“境界”の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ、注目画素は“境界”であれば距離が大きく、逆に“正常組織”であれば距離が小さい値となることから、前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、少なくとも、各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離とに基づいて決定している。

【0070】ここで、各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、以下の式で与えられる。

$$\text{【0071】 } g_x = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \},$$

$$g_y = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \},$$

$$g_z = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}$$

また各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は、以下の式で与えられる。

$$\text{【0072】 輝度の重心と幾何学的な中心の距離} = \{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 、 $f(i, j, k)$ = ボクセル (i, j, k) における輝度

値、 N (自然数) = 参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 (g_x, g_y, g_z) = それぞれ参照ボクセル・ボリュームにおける輝度の重心の座標、 (c_x, c_y, c_z) = 幾何学的な中心の座標である。

【0073】また輝度の分布が、“腫瘍”の領域では小さく、“正常組織”と“境界”では大きな値になることを考慮して、前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、各ボクセルに対する輝度分散を含んで決定している。

【0074】ここで、各ボクセルに対する輝度分散は、以下の式で与えられる。

$$\text{【0075】各ボクセルに対する輝度分散} = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$, $f(i, j, k)$ = ボクセル (i, j, k) における輝度値、 N (自然数) = 参照ボクセル・ボリュームの大きさ、 u は輝度平均値である。

【0076】また請求項6に記載の発明は、請求項5に記載の腫瘍診断方法において、前記メンバシップ関数自動生成工程は、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、前記ファジィ推論に利用する当該メンバシップ関数を前記ボクセル毎に3次元ガウシアン・ラプラスフィルタの出力に基づいて自動作成する工程である、論理構成の請求項5に記載の腫瘍診断方法である。

【0077】請求項6に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、前述のメンバシップ関数自動生成工程は、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタの出力に基づいて、ファジィ推論に利用するメンバシップ関数をボクセル毎に自動作成する。すなわち、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアン・ラプラスフィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力*

$$\text{3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ } g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{ (2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^7 \} \cdot \exp \{ -r^2 / 2\sigma^2 \}$$

ただし、 r = 原点からの距離、 σ = ガウシアン標準偏差

境界抽出工程は、3次元L o Gフィルタ工程で求めた3次元L o Gフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ん

の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間 (高速) に計算 (画像処理) できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。

【0078】また請求項7に記載の発明は、請求項5に記載の腫瘍診断方法において、前記メンバシップ関数自動生成工程は、前記メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、

$$\text{前記3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ } g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{ (2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^7 \} \cdot \exp \{ -r^2 / 2\sigma^2 \}$$

r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で表される3次元L o Gフィルタ出力から求める3次元L o Gフィルタ工程と、前記3次元L o Gフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する境界抽出工程と、当該3次元L o Gフィルタ出力が正値を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する腫瘍抽出工程と、当該3次元L o Gフィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する正常組織抽出工程と、前記腫瘍抽出工程において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、前記“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張・収縮処理工程と、前記膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対して前記クラス分けが行われたボクセルのみに対して前記特徴量演算工程を実行して前記輝度平均値、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び前記輝度分散の3つの特徴量を計算するボクセル選別・特徴量計算工程と、前記ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量の各々に対して、各々の確率密度関数に応じた前記メンバシップ関数を求めるメンバシップ関数決定工程とを有する論理構成の腫瘍診断方法である。

【0079】請求項7に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、3次元L o Gフィルタ工程は、メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、以下の式で表される3次元L o Gフィルタ出力から求める。

$$\text{【0080】}$$

で、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する。

【0081】腫瘍抽出工程は、3次元L o Gフィルタ工程で求めた3次元L o Gフィルタ出力が正値を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する。

【0082】正常組織抽出工程は、3次元Logフィルタ工程で求めた3次元Logフィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する。

【0083】膨張・収縮処理工程は、腫瘍抽出工程において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に、両者を分断する。このような処理を設けることにより、クラス分けされた“腫瘍”ボクセル、“正常組織”ボクセルすべてに対して3つの特徴量を計算できるようになる。また、膨張・収縮処理前後で共に“境界”とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算することで、“境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った“境界”ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0084】ボクセル選別・特徴量計算工程は、膨張・収縮処理工程の前後で共に“境界”に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値（第1の特徴量）、輝度の重心と幾何学的な中心の距離（第2の特徴量）、輝度分散（第3の特徴量）の3つの特徴量を計算する。

【0085】メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める。

【0086】また請求項8に記載の発明は、請求項5に記載の腫瘍診断方法において、前記メンバシップ関数決定工程において、前記3つの特徴量の各々に対する確率密度係数を、

$$P_A(x) = x/\sigma^2 \cdot \exp\{(-x^2 + \sigma^2)/\sigma^2\} \cdot I_0(x\sigma/\sigma^2),$$

ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数、で表現し、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度平均値に対するメンバシップ関数を、“腫瘍”についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似すると共に、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似し、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似し、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度分散に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似する論理構成の腫瘍診断方法である。

【0087】請求項8に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、3つ

の特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対する確率密度係数を、以下の式で定義している。

$$【0088】P_A(x) = x/\sigma^2 \cdot \exp\{(-x^2 + \sigma^2)/\sigma^2\} \cdot I_0(x\sigma/\sigma^2)$$

ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数である。

【0089】このような $P_A(x)$ は、Ric ian関数とよばれている。Ric ian関数は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s/σ が大きくなるとGaussianに近づく。

【0090】また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ric ianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布からGaussianへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。そこで、3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対する確率密度係数としてRic ian関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については“腫瘍”をRayleigh分布で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussianで近似できるようになる。

【0091】また特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、確率密度係数としてRic ian関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0092】同様の主旨で、特徴量における輝度分散については、確率密度係数としてRic ian関数を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0093】また確率密度係数は、Ric ian関数とよばれている。Ric ian関数は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s/σ が大きくなるとGaussianに近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動はRayleigh分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ric ianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布からGaussianへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における

10

20

30

40

50

輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。

【0094】このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算工程で求めた3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、輝度平均値に対するメンバシップ関数を、“腫瘍”についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似し、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第1特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については“腫瘍”をRayleigh分布で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussianで近似できるようにする。またメンバシップ関数決定工程は、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようにする。同様にメンバシップ関数決定工程は、輝度分散に対するメンバシップ関数を、レイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、特徴量における輝度分散については、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようにする。

【0095】また請求項9に記載の発明は、請求項5に記載の腫瘍診断方法において、前記ファジィ推論工程は、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数と前記ファジィ・ルールを含んで構成される前記ファジィ推論過程に基づいて、前記各ボクセルを、“腫瘍”のクラスに属するグレード、“正常組織”のクラスに属するグレード、“境界”のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いて前記クラス分けを実行する工程を含み、当該ファジィ・ルールは、前記輝度平均値を u 、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散を v としたとき、if then else条件文形式で表されたルール；

R1: if (u is small) and
(d is medium) and (v is s 50

mall) then the voxel is "tumor",

R2: if (u is large) and
(d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue",

R3: if (u is medium) and
(d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary" 10

で表現される論理構成の腫瘍診断方法である。

【0096】請求項9に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、ファジィ推論工程は、メンバシップ関数決定工程において生成した3つのメンバシップ関数とファジィ・ルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、“腫瘍”のクラスに属するグレード、“正常組織”のクラスに属するグレード、“境界”のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いてクラス分けを実行する工程を含んでいる。

【0097】ここで用いるファジィ・ルールは、輝度平均値を u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、輝度分散を v としたとき、if then else条件文形式で表された以下のルールとして定義されている。

【0098】R1: if (u is small)
and (d is medium) and (v
is small) then the voxel
is "tumor",

R2: if (u is large) and
(d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue",

R3: if (u is medium) and
(d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary" 30

【0099】また、ファジィ推論工程で用いられるメンバシップ関数は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数、輝度分散に対するメンバシップ関数の3つを少なくとも含んでいる。

【0100】また請求項10に記載の発明は、請求項5に記載の腫瘍診断方法において、前記ファジィ推論工程は、前記輝度平均値を u 、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散を v としたとき、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属

するグレード $\mu_t|u$, $\mu_t|d$, $\mu_t|v$, $\mu_n|u$, $\mu_n|d$, $\mu_n|v$, $\mu_b|u$, $\mu_b|d$, $\mu_b|v$ の各々を求める第1論理工程と、当該グレード $\mu_t|u$, $\mu_t|d$, $\mu_t|v$, $\mu_n|u$, $\mu_n|d$, $\mu_n|v$, $\mu_b|u$, $\mu_b|d$, $\mu_b|v$ の各々の値を、前記ファジイ推論の機構に入力して前記各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定するアナログ値 μ_t 、“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める第2論理工程とを含み、当該ファジイ推論機構は、

R1: $\mu_t = \min(\mu_t|u, \mu_t|d, \mu_t|v)$,

R2: $\mu_n = \min(\mu_n|u, \mu_n|d, \mu_n|v)$,

R3: $\mu_b = \min(\mu_b|u, \mu_b|d, \mu_b|v)$

ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3)$ は a_1, a_2, a_3 の中から最小値を選択する演算で表現される論理構成の請求項5に記載の腫瘍診断方法である。

【0101】請求項10に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、第1論理工程は、メンバシップ関数決定工程で求めたメンバシップ関数に基づいて各ボクセルにおける特徴量の各々に対応する3つのクラスに属するグレード $\mu_t|u$, $\mu_t|d$, $\mu_t|v$, $\mu_n|u$, $\mu_n|d$, $\mu_n|v$, $\mu_b|u$, $\mu_b|d$, $\mu_b|v$ の各々を求める（輝度平均値= u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離= d 、輝度分散= v ）。

【0102】ここで、グレード $\mu_t|u$, $\mu_t|d$, $\mu_t|v$, $\mu_n|u$, $\mu_n|d$, $\mu_n|v$, $\mu_b|u$, $\mu_b|d$, $\mu_b|v$ の各々は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて求められる。

【0103】第2論理工程は、グレード $\mu_t|u$, $\mu_t|d$, $\mu_t|v$, $\mu_n|u$, $\mu_n|d$, $\mu_n|v$, $\mu_b|u$, $\mu_b|d$, $\mu_b|v$ の各々の値に基づいて、ファジイ推論の機構に入力して各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定するアナログ値 μ_t 、“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n 、または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める。ここで、第2論理工程で用いられるファジイ推論機構を、次式で定義している。

【0104】

R1: $\mu_t = \min(\mu_t|u, \mu_t|d, \mu_t|v)$, *

R1: if $N_t > 1$ and $N_b \geq 2$ and $N_n = 1$
then $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$.

R2: else if $N_n > 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_t = 1$
then $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$.

R3: else if $N_t = 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_n \geq 1$
then $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$.

R4: else if $N_t > N_n + 12$
then $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$.

R5: else if $N_n > N_t + 12$

*R2: $\mu_n = \min(\mu_n|u, \mu_n|d, \mu_n|v)$,

R3: $\mu_b = \min(\mu_b|u, \mu_b|d, \mu_b|v)$

（ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3) = a_1, a_2, a_3$ の中から最小値を選択する演算）。

【0105】これにより、前述のif then else条件文形式で表されたルールにおける“if~then”の条件文中の“and”論理演算は「ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる」ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる。

【0106】また請求項11に記載の発明は、請求項5に記載の腫瘍診断方法において、前記デファジイ工程における、前記弛緩法に基づいた前記非ファジイ化過程を前記各ボクセルに対して行う工程は、前記前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく前記非ファジイ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域に前記クラス分けを実行する際に、

(1) 注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しない、(2) 注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接する、(3) 注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しないといった規則に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する工程を含み、前記デファジイ工程における、前記“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は、すべてのボクセルを、“腫瘍”のグレードを示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレードを示す画像 μ_n 、または“境界”のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいてラベル付けするラベル付け工程と、前工程に続いて、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれに計算するラベル数計算工程と、当該ラベルの数 (N_t, N_n, N_b) の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を並列的に反復する並列反復工程とを含み、前記局所的な制約ルールは、if then else条件文形式で表されたルール；

33

```

    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 

```

ただし、記号↑はその値にある定数Cを加えること、記号↓はその値から定数Cを減することを意味しているで表現される論理構成の腫瘍診断方法である。

【0107】請求項11に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、前述のデファジイ工程における、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う工程は、各ボクセルにおける特徴量（輝度平均値、輝度の重心と幾何学的な中心の距離、輝度分散）の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像

$\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく非ファジイ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けを実行する際に、以下の規則に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【0108】規則（1）注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しないと定義する。

【0109】規則（2）注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接すると定義する。

【0110】規則（3）注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しない。これにより、3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ（非ファジイ化過程）処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けできるようになる。

【0111】また、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程として、ラベル付け工程、ラベル数計算工程、並列反復工程が前述のデファジイ工程において実行される。

【0112】ここでラベル付け工程は、“腫瘍”のグレードを示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレードを示す画

```

R1: if  $N_t > 1$  and  $N_b \geq 2$  and  $N_n = 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 
R2: else if  $N_n > 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_t = 1$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_n \geq 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 

```

（ただし、 $A \uparrow$ はAの値にある定数Cを加えること（ $A + C$ ）を意味する演算子、 $A \downarrow$ はAの値から定数Cを減すること（ $A - C$ ）を意味する演算子）

具体的には、各ボクセルについてR1～R6は順番に処

34

* 像 μ_n 、または“境界”のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいて、すべてのボクセルに対するラベル付けを行う工程である。

【0113】またラベル数計算工程は、前述のラベル付け工程に続いて、注目しているボクセル（注目ボクセル）に連結する（連続して連なる） $3 \times 3 \times 3$ （ボクセル）の領域（3次元領域）内に存在する“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれ計算する工程である。

【0114】また並列反復工程は、ラベル数計算工程で算出したラベルの数（ N_t, N_n, N_b ）の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を、3次元画像を構成するボクセルに対して並列的に反復する工程である。

【0115】これにより、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し、局所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

【0116】また、並列反復工程で用いられる局所的な制約ルールを、if then else条件文形式で表された以下のルールで規定している。

【0117】

理され、どれかが成立した場合には後のルールは無視される。また、このデファジイ処理は並列的に繰り返し行われ、全ボクセル・データに対する μ_t, μ_n, μ_b の変換量の合計がある閾値以下となったときに終了する。こ

の時点で、各ボクセルに対して μ_t 、 μ_n 、 μ_b の中で最大の値をとる要素がそのボクセルの属性として決定される結果、最終的に各ボクセルに“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”のいずれかの要素を割り当てることになる。また、周囲ボクセルの持つ“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のいずれかの要素を割り当てている。従って、例えば、あるボクセルの“境界”に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても、周囲に“腫瘍”（あるいは“正常組織”）に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合、そのボクセルの“腫瘍”（あるいは“正常組織”）であるグレード μ_t （あるいは μ_n ）は反復処理によって大きく、“境界”と“正常組織”（あるいは“腫瘍”）に属するグレード μ_b と μ_n （あるいは μ_t ）はより小さく変更されていく（R3、R5参照）。逆に、あるボクセルの“境界”らしさのグレード μ_b が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の“境界”、1つ以上の“腫瘍”と“正常組織”らしさのグレードの大きいボクセルがあれば、そのボクセルの“境界”らしさのグレードはより大きな値に、“腫瘍”と“正常組織”らしさのグレードはより小さな値に更新されていく（R1参照）。

【0118】また請求項12に記載の発明は、請求項11に記載の腫瘍診断方法において、前記ラベル付け工程は、前記局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレードを示す画像、“正常組織”のグレードを示す画像、または“境界”のグレードを示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程を含む論理構成の腫瘍診断方法である。

【0119】請求項12に記載の発明によれば、請求項11に記載の効果に加えて、更新工程が前述のラベル付け工程において実行される。

【0120】ここで更新工程は、並列反復工程実行時に用いられる局所的な制約条件によって矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレードを示す画像、“正常組織”のグレードを示す画像、または“境界”のグレードを示す画像の値を、条件を満たすように徐々に更新する工程である。

【0121】本発明におけるメンバシップ関数は、乳腺超音波像のボクセル・データに対する3次元Logフィルタの出力、すなわち正・負値及びゼロ・クロッシングの3つの領域について、本発明で用いた各特徴量、そして輝度の重心のずれのそれぞれのヒストグラムをRayleigh分布とGaussianで近似することによって自動生成されている。そして、作成されたメンバシップ関数とファジィ・ルールからなるファジィ推論機構を用いて、ボクセル・データに関する3つのクラスに属するグレードを表す画像を求め、そこから弛緩法の考え方を利用したデファジィ処理によって腫瘍の領域を徐々に修正しながら最終的に確定する。

【0122】ここで、すべてのボクセルは、“腫

瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し、局所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t 、 μ_n 、 μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

【0123】また請求項13に記載の発明は、請求項11に記載の腫瘍診断方法において、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、前記腫瘍の形状が球のときに前記腫瘍形状判定パラメータの値が1となるように前記 κ を正規化する定数正規化工程と、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、最終的に抽出された前記腫瘍を構成するボクセルの総和として前記腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程と、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作る第1工程と、当該第1工程に続いて、当該隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を前記腫瘍の表面積とする第2工程とを含む腫瘍表面積算定工程を含む論理構成の腫瘍診断方法である。

【0124】請求項13に記載の腫瘍凹凸不整定量化工程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する。抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比 $S/V \text{ ratio}$ をパラメータを利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化している。更に加えて、良悪性の両者に対してこの $S/V \text{ ratio}$ （所定の閾値）を用いて両者のグループ分けを行う。

【0125】このために請求項13に記載の腫瘍抽出処理過程では、腫瘍凹凸不整定量化工程を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ $(\gamma = (S^3/V^2)/\kappa)$ を計算する。腫瘍の表面が滑らかであれば γ は小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば γ は大きな値になる。そこでこの腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて形状判定工程を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値 $(S/V \text{ ratio})$ 未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値 $(S/V \text{ ratio})$ 以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する。

【0126】腫瘍表面の3次元表示は、前述したよう

に、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0127】また、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍体積算定工程を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$)を計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて前述の形状判定工程を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行し、形状判定工程において表面判定結果に応じて腫瘍の良性/悪性を診断する。

【0128】腫瘍体積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0129】更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍体積算定工程を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍表面積算定工程を設け、第1工程を実行することにより、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成する。また第1工程に続いて第2工程を実行することにより、隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を腫瘍の表面積として算出する。更に加えて、この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて前述の形状判定工程を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行し、形状判定工程において表面判定結果に応じて腫瘍の良性/悪性を診断する。

【0130】第1工程や第2工程を含む腫瘍表面積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0131】

【発明の実施の形態】
【本実施形態の技術背景】欧米において乳癌がすでに女性の癌による死亡原因の第1位にランクされている。日本での乳癌発生率は急上昇傾向にあり、2001年に乳癌が女性癌の発生率の第1位になるとも予測されている。しかし、今のところ、乳癌を予防する最善の方法というものはない。乳癌の早期発見・早期治療が極めて重要となる。

【0132】乳癌に発生する腫瘍には大別して悪性腫瘍(癌)と嚢胞や線維腺等の良性腫瘍がある。乳腺腫瘍診断の最大特徴は、良悪性の識別、すなわち乳腺腫瘍の中からの乳癌の判別診断が重要である。

【0133】日常の乳腺腫瘍の診断には視・触診の臨床的診断法が基本的な方法と見なされるが、画像診断法として、X線Mammographyと超音波診断が必須であり、その他、医用共鳴画像(Magnetic Resonance Imaging: MRI画像)や細胞診などがある。MRIは装置が高価で大掛かりなため、今のところ、乳腺腫瘍診断における画像診断法としてX線Mammographyと超音波検査がよく使われている。

【0134】日常の乳癌の診断は、概略的に、次のような手順で行われている。まず、視・触診で腫瘍の存在が疑われるときは、次に画像診断、すなわち、X線Mammographyあるいは超音波検査に移る。視・触診とMammography、視・触診と超音波検査、あるいはこの三者を併用して乳腺腫瘍診断を行うことが多い。しかし、これでもなお癌の診断のつかない場合は、次のステップとして細胞診を行う。これらの診断法には、それぞれの長所と短所がある。すなわち、視・触診は、乳腺腫瘍臨床診断における基本的かつ重要な診断法であるが、腫瘍がまだ小さい、あるいは乳房の深部にある場合は、診断が困難となる。

【0135】X線Mammographyは、乳腺組織のX線エネルギーに対する吸収力の差によって映像化する技術であり、高い分解能の画像が得られるが、30歳以下の若年層の場合は、dense breastのため、X線Mammographyによる腫瘍の抽出は困難である。さらに、X線による被曝の心配もある。

【0136】超音波画像は、容易に無侵襲かつリアルタイムで得られるというメリットを有するが、スペックル・ノイズなど、超音波の波動性の強さに起因した屈折、回折現象や干渉現象によって著しく劣化したものとなっているものが多い。また、臨床診断においては、検者が連続的に画面に表れる腫瘍部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)を観察しながら、腫瘍の幾何学的な特徴を推測し、その輪郭が滑らかか不整かなどに対する理解と評価によって良悪性を鑑別している。これは、検者の経験や専門知識などによるところが大きい。また、断層像だけでは腫瘍の表面形状を把握しにくい場合がある。

【0137】細胞診は、信頼性が高いが、侵襲性の検査であり、被検者に苦痛を与える問題がある。

【0138】従って、乳癌の発生率が急上昇傾向にある現状では、以下のような機能を持つ乳腺腫瘍診断支援システムの開発が望まれる。

【0139】すなわち、(1)腫瘍がまだ小さいときに早期発見ができること。(2)被検者に被曝の危険を与

えることなく安全に診断ができること。(3)腫瘍の表面形状を3次的に表示することができること。特に、その表面形状の凹凸不整を定量的に評価することができること。(4)無侵襲、非観血であり、被検者に苦痛を与えないこと。(5)システムの安全性及び信頼性が高いこと。

【0140】X線Mammographyあるいは超音波検査による乳腺腫瘍の診断は、乳腺のX線像あるいは超音波断層画像における腫瘍の形状、すなわち、良性腫瘍はその輪郭が滑らか、悪性腫瘍(癌)は凹凸不整などといった形状診断によって行われている。これまでに、こういった画像上に表れる腫瘍の形状的な情報を利用して乳房X線画像から乳癌を自動認識する研究がいくつか行われている。D. Brzakovicらは、X線Mammographyから実験的に選んだ閾値による2値化処理により腫瘍領域の候補を選び、次いで抽出された腫瘍候補領域の面積、形状、エッジ部分の濃度変化などのパラメータにより良悪性を評価している。また、キム(C. Kimme)ら、及びウェイ(D. Wei)らによって乳房X線像における局所的テクスチャ解析による腫瘍の評価法も開示されている。これらの方法の基本的な特徴は、まず、乳腺のX線画像に対して2値化、または通常のエッジ検出処理を行って腫瘍の候補領域を抽出し、そして抽出された腫瘍候補領域の2次的な形状やテクスチャなどを評価することによって癌の診断を行うものである。X線間MammographyはX線の乳腺に対する透過像であり、比較的高い分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出が容易にできる利点がある。しかし、3次的な腫瘍領域に対して2次元の情報だけを利用しての腫瘍の良悪性の判別診断は十分であるとは言い難い。特に、腫瘍がまだ小さいときに、その2次元の輪郭形状からの良悪性の鑑別は困難となる場合がある。

【0141】一方、超音波検査による乳腺腫瘍の診断では、X線Mammographyと比較して有利な点がある。すなわち、超音波画像は透過像ではなく断層画像(超音波断層画像データ121a)として得られること、超音波式プローブ121を体表面に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺内部を観察できること、被検者に対する苦痛が少ないこと、そして被曝の危険性がなく安全であることなどである。また、3次的に腫瘍部位に関する断層画像(超音波断層画像データ121a)を取得し、さらに3次元処理を施すことによって腫瘍領域を抽出することができれば、腫瘍表面の3次元表示や表面形状の定量的計測及び評価が可能と予想されるため、より高い精度での良悪性の判別診断が期待できる。

【0142】超音波画像は生体部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)として、パルス・エコー法に基づく超音波診断装置によって得られる。パルス・エコー

一法の原理は、魚群探知機やレーダと同じである。この原理による超音波診断装置は、疾患部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)を容易に無侵襲、かつリアルタイムで得られるというメリットのため、臨床分野で広く普及している。

【0143】超音波による画像診断は、検者が手で持つ超音波式プローブ121を疾患部位の内部をくまなく走査しながら、画面上に表される超音波画像を観察して、みずからの専門知識と経験を用いて頭の中で疾患部位に関する3次的な形状の再構築や評価などを行っているのが現状である。これは、検者の経験や専門知識によるところが大きい。また個人差によって異なった理解や評価結果になることがあると考えられる。従って、疾患部位を3次元表示することによって共通な認識に基づく客観的な理解や判断、そして3次元計測並びに評価することにより定量的診断を行うことのできる腫瘍診断方法の開発が望まれる。

【0144】対象とする生体部位の3次元表示及びその体積や3次的な形状の評価を行うためには、あらかじめその対象部位を抽出することが不可欠である。これまでに、MRIやX線CTなどの医用画像に対して微分オペレータや2値化処理など従来の画像処理法を用いた境界自動抽出に関する研究は、数多く行われている。ところが、超音波画像では、スペックルと呼ばれる斑紋状のノイズや音響陰影などのアーチファクトのため、MRIやX線CTなどの他の医用画像に対して行うのと同じような境界抽出法を適用することは困難である。超音波を用いて循環器領域における左心室の体積を評価する目的で、対象を2次元の左心室超音波画像に限定し、その内膜、または外膜境界の抽出に関する研究が行われている。J. Fengらによって開示された方法は、左心室の中心点から放射方向に検索して内膜を検出し、そして各放射方向における左心室外膜の輝度変化の先験的な知識をファジィ推論によってまとめることによって外膜境界点の範囲を求め、そこから抽出された内膜点を用いて外膜点を決定するものである。左心室の場合は、心内膜境界におけるコントラストが高く、内膜境界の候補点が比較的容易に求められる。また、心外膜における輝度の変化及び心壁厚さに関する先験的な知識を用いられるため、良好な心外膜境界の候補点を抽出できている。

【0145】胎児の膀胱を対象として、その体積の計測を目的とした境界の自動抽出法が大橋らによって開示されている。この腫瘍診断方法は、まず超音波式プローブ121をメカニカルに走査して3次的に取得された超音波画像に対して、ニューラル・ネットワークによって膀胱を抽出し、そしてバブル・フィリング法によって膀胱の体積を計測しようとするものである。この方法では、小ボリュームにおけるボクセルの輝度ヒストグラムの分布から各ボクセルを輝度の低い尿の“液体”、輝度の高い周囲“軟部組織”、そして輝度変化の激しい両者

の“境界”という3つのクラスに分類することによって処理を簡素化している。尿の“液体”の輝度値が周囲“軟部組織”の輝度よりはるかに低いため、“境界”における輝度のコントラストが高く、比較的容易に抽出することができる。胎児の膀胱の体積が計測されれば、その変化から胎児の排尿量を計算することが可能となり、胎児の健康状態を把握することができる。

【0146】超音波画像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコー・レベル、すなわち画像の輝度が低いことである。このことは、両者の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。そこで、超音波画像における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断層画像（超音波断層画像データ121a）だけでは複雑な形状を有する悪性腫瘍の特徴を把握しにくい場合がある。このような場合では、直観的に腫瘍表面形状を3次元的に表示することが望まれる。さらに、腫瘍の表面形状の幾何学的な凹凸の定量的な計測並びに評価を行えば、より定量的、精度の高い乳癌判別診断が可能となると予想される。

【0147】乳腺腫瘍の表面を3次元的に表示並びに評価するためには、あらかじめ腫瘍の領域を抽出することが必要である。しかし、超音波画像における乳腺腫瘍は正常組織と比較して輝度が低いが、境界におけるコントラストが胎児や心臓など場合より低いため、また超音波画像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、及び筋層など腫瘍以外の比較的低輝度の組織が存在するため、2値化処理など従来の画像処理法では腫瘍の抽出を行うのは難しい。また、乳腺腫瘍が、胎児や心臓及び膀胱などよりかなり小さい、また乳房が表在性臓器部位であり非常にデリケートな組織のため、腫瘍部位に関する超音波画像を3次元的に収集するのは難しい側面がある。従って、今のところ、実際に超音波3次元画像を用いて乳腺腫瘍の自動抽出を行うような方法はまだ開発されていない。

【0148】【乳腺腫瘍とその診断】乳房は、乳腺組織と脂肪及びそれらを支える結合組織からなっている。乳腺組織（Mammary Gland）は、乳管・腺泡などの上皮系組織と間質・脂肪組織などの間葉系組織によってなっており、クーバー靱帯（Cooper's Ligaments）によって固定されている。

【0149】乳腺に発生する腫瘍は大別して二種類に分けられる。すなわち、嚢胞（Cyst）や線維腺腫（Fibroadenoma）などのような良性腫瘍（Benign Tumor）と、転移能力を持ち隣接する組織に浸潤する悪性腫瘍（癌）（Malignant Tumor）である。乳腺腫瘍診断の大きな特徴は、常に良悪性の鑑別が中心となる。すなわち、1cm以下の悪性腫瘍（癌）をいかに正確に発見するかということと、比較的大きな腫瘍の場合はいかに良悪性を鑑別できるか

ということである。

【0150】乳癌の発生率、死亡率は年々高くなってきており、乳癌を予防する最善の方法のない現状では、早期発見・早期治療が、乳癌による犠牲者の減少につながると期待される。

【0151】日常の乳腺腫瘍診断は、概略的に次のような手順で行われる。まず、視診（Visual Inspection）・触診（Palpation）による乳癌の臨床診断を行う。視・触診で腫瘍の存在が疑われるときは、次に、画像診断、すなわちX線CT Mammographyあるいは超音波検査（Sonography）に移る。画像診断は、通常画像上に表される乳腺腫瘍領域の形態情報に基づいて診断を行う方法がある。すなわち、乳腺腫瘍領域が周囲の正常組織に比べて、X線Mammography上において明るい輝度値を示し、超音波画像上では暗い輝度値を示している。また、良性腫瘍が、画像上に平滑、整、円形あるいは楕円形などのような規則的な形状を示すのに対して、悪性腫瘍は凹凸、不整、星や蟹のような不規則的な形状を示している。しかし、腫瘍がまだ小さい、形状的にはあいまいであるなどのときは、2次元の画像上に表れる輪郭の形状からは癌の確診がつかない場合がある。このような場合は、次のステップとして穿刺吸引細胞診（Fine Needle Aspiration Cytology）を行う。しかし、これでもなお良悪性の判別がつかないときは生検の適応となる。乳癌の確診が確定すれば、遠隔転移の有無を調べたり、乳癌としての入院治療（手術）となる。

【0152】これらの診断法には、次のような特徴が挙げられる。

【0153】すなわち、（1）視・触診は、乳腺腫瘍臨床診断の基本的かつ重要な方法であるが、腫瘍がまだ小さい、あるいは乳房の深部に存在する場合は、診断が困難となる場合がある。（2）X線Mammographyは、乳腺組織のX線に対する透過性の差を利用して腫瘍を映像化する技術であり、透過性に差が顕著な組織の場合は良好な画像が得られるが、dense breastのような透過性の差のない組織では腫瘍の抽出は困難である。また、撮影時の乳房圧迫による痛みや、X線による被曝の心配などの問題もある。（3）超音波検査は、乳腺組織のインピーダンスが超音波に対する反射や散乱などのエコー強度を映像化する技術であり、組織の密度差が大きければそのインピーダンスの境界での反射は強く透過は小さくなり、密度差が小さければ反射が小さく透過は大きくなることで、乳腺組織の透過性に差のないところでの腫瘍の映像化が可能である。また、超音波検査は、無侵襲、リアルタイムかつ被曝の危険性はなく安全であることなどの利点を有する。しかし、超音波による画像診断は、連続的に画面上に表れる腫瘍部位の2次元的な断層画像（超音波断層画像データ121a）

を観察しながら診断を行っており、2次元の断層像だけでは腫瘍の幾何学的な形状を把握しにくい場合がある。このような場合は、腫瘍表面の3次元表示及びその幾何学的な凹凸に対する定量的な評価が望まれる。腫瘍の表面形状を3次元的に表示し、さらにその凹凸を定量的に評価できれば、より高い精度での診断が可能と予想される。(4)細胞診、及び生検は、侵襲性の検査であり、被検者に苦痛を与える。

【0154】日常の診断において、視・触診とX線Mammography、視・触診と超音波検査、あるいはこの三者の併用で乳腺腫瘍診断を行う場合が多い。特に、近年高周波の探触子の開発によって解像力の向上を遂げた超音波検査は、乳腺腫瘍診断に不可欠なものとなっている。

【0155】【本実施形態の目的】乳癌は女性の癌による脂肪の主な原因の一つである。日本でも、ごく近い将来、乳癌が女性癌の発生率の第1位を示すと予測されており、乳癌の早期発見・早期治療の必要性がますます高まってきた。

【0156】日常の乳腺腫瘍の画像診断にX線Mammographyと超音波検査がある。これらの画像診断は、画像上に表れる乳腺腫瘍領域の輪郭形状の特徴を利用して行われている。すなわち、良性腫瘍と比較すると乳癌はその輪郭が凹凸不整を呈することである。X線MammographyはX線の乳腺に対する透過像であり、高い分解能の画像が得られることから、これまでに2値化処理などによって腫瘍の領域を抽出し、そして2次元像における腫瘍領域の面積と輪郭形状などのパラメータを用いて乳癌を判別する方法が開示されている。しかし、X線像を用いた乳癌の判別法は2次元的な輪郭形状に対する評価に過ぎないため、腫瘍がまだ小さいときには乳癌の判別診断が困難となる場合がある。一方、超音波検査は、乳腺を断層画像(超音波断層画像データ121a)として容易に無侵襲、安全かつリアルタイムで観察することができる利点を有する。特に、近年において高周波の探触子の開発によって画質と分解能が向上し、5mm以下の腫瘍の発見も可能になっている。超音波検査は、検者が画面上に表れる腫瘍部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)を観察しながら、腫瘍表面形状の凹凸などを推測して良悪性の鑑別を行っているのが現状である。

【0157】これには、(1)検者の経験や専門知識などによるところが大きい。理解の個人差により診断の客観性を欠く場合がある、(2)断面だけでは腫瘍の輪郭形状を把握しにくい場合があり、良悪性の鑑別診断は微妙となる場合がある、(3)症状によっては鑑別にいたるまでに断層画像(超音波断層画像データ121a)を繰り返して観察する必要があり、診断時間が長い、

(4)良悪性の判別診断は、腫瘍の輪郭形状の凹凸不整の度合いに対する定性的な推測に大きく依存しており、

定量的な評価に至っていない、などの問題点がある。

【0158】従って、乳腺腫瘍の表面形状を3次元的に表示し、さらにその幾何学的な凹凸を定量的に評価することが望まれる。腫瘍表面の高品位な3次元画像を提供できれば、乳癌表面の微細な凹凸変化を観察し易くなり、共通な認識に基づく客観的な判別診断が期待できるといった問題点がある。

【0159】すなわち、乳腺腫瘍の3次元表示及び表面形状の凹凸に対する評価を行うためには、あらかじめ腫瘍の領域を抽出することが不可欠である。しかしながら、超音波画像はスペckル・ノイズ、境界部の欠落や画質劣化したものが多く、また取得される腫瘍の断層画像(超音波断層画像データ121a)は被検者の皮下脂肪の厚さや周囲組織の状態などによって変化し、画像の輝度平均値などの統計量が一定でないため、X線像に対する2値化など従来の画像処理法と同じような方法では乳腺腫瘍の領域を安定に自動抽出することは難しい。

【0160】そこで、本実施形態では、乳腺腫瘍の3次元形状を利用して乳腺腫瘍診断を行うために、3次元超音波画像データ15bから腫瘍の自動抽出を行って、その形状を評価する乳腺腫瘍診断支援システムの開発を目的としている。乳癌検診システム50は、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131によって計測された位置データ(x_0, y_0, z_0 、 ψ, θ, Φ)を用いて、超音波式プローブ121を任意に走査して得られた一連の断層画像(超音波断層画像データ121a)をボクセル・データ16aに変換し、3次元画像処理を用いて乳腺腫瘍領域を抽出する。

【0161】乳腺腫瘍の超音波画像は、超音波像固有のスペckル・ノイズ、境界部の欠落や画質劣化の問題点の他に、画像の輝度平均値などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法では腫瘍領域の自動抽出が難しい。医師による腫瘍の境界の判断では、腫瘍内部エコー分布の均一性や境界エコーの強さなどが考慮されている。

【0162】ファジィ推論はザデー(L. A. Zadeh)によって1965年に開示されて以来、工業制御の分野や画像情報処理の分野などで広く応用されている。ロー(T. Law)らはファジィ推論を用いて画像フィルタリング、エッジ検出及びエッジ追跡腫瘍診断方法を開示した。この方法は、エッジを抽出するために、まず画像全体に対して隣接する2つの局所領域間の画素の輝度差、対称性及び勾配方向の特徴を用いてファジィ・ルールによりGaussian平滑化する。そして、各画素の局所的な勾配、対称及び直線性の度合いを用いてその画素のedgeness、cornerness及びtriplenessのそれぞれを算出し、そこから高いメンバシップ度合いを持つ画素が追跡され、さらに画素間の直線性と近接性などを用いてエッジが決定され

る。この方法は、3段階のファジイ処理より構成され、通常のエッジ検出法、LoG (Laplace of Gaussian) とCannyのそれより比較的平滑なエッジの抽出ができるが、乳腺超音波像のようにスペクル・ノイズ、画質劣化、境界部の欠落、脂肪層や乳管などが混在して、さらに画素輝度の分布が均一でない像から3次元的な腫瘍領域の境界面を抽出するのは、エッジだけを扱う処理の点で不向きであると考えられる。また、超音波画像から組織境界の抽出にファジイ推論を用いる方法として、対象を2次元の左心室エコー像に限定し、その外膜境界を抽出する方法がJ. Fengらによって開示されている。この方法は、まず左心室の中心点から放射方向に検索された2次元LoGフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を用いて左心室の内膜の境界点を決定する。そして各放射方向における左心室外膜の輝度変化の先験的な知識を利用してメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を作成し、さらにファジイ推論を用いて外膜境界点の範囲を求め、そこから左心室壁の厚さ (Heart Wall Thickness) や隣接する候補点の距離関係を用いて外膜点を決定するものである。左心室の場合は、心内膜境界におけるコントラストが高く、内膜境界の候補点が比較的容易に決められる。また、心外膜における輝度の変化及び心壁厚さに関する先験的な知識を用いられるため、良好な心外膜境界の候補点を抽出できる。

【0163】乳癌検診システム50では、乳腺腫瘍の存在が判定された乳房に対して腫瘍の良性悪性の判別を行うために、ファジイ推論と弛緩法を用いたデファジイ・ルールによる超音波3次元像のボクセル・データ16aから腫瘍の領域を精度よく安定に自動抽出できる腫瘍診断方法を開示する。腫瘍診断方法における抽出処理ステップとしては、まず画像の輝度分布などの統計量の変化に対応するためにファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を画像ごとに3次元LoGフィルタの出力より自動生成する。次に生成されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ とファジイ・ルールからなるファジイ推論により各ボクセルが“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”である“らしさ”の度合いを計算し、そして弛緩法の考え方に基づいたデファジイによって各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”あるいは“境界”のいずれかに分類して“腫瘍”の領域の最終決定を行う。

【0164】ファジイ推論を用いる場合は、処理の対象となるものの特徴を表す特徴量とそれらの分布となるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 、またファジイ推論に用いるファジイ・ルールの構築や、推論結果からの腫瘍の最終決定処理となるデファジイ (非ファジイ化) についてそれぞれ定義することが必須である。特に、乳腺腫瘍のような画像の輝度平均などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化し、そういった変化に対応するためにメンバシップ関数 $\{\mu$

$t, \mu_n, \mu_b\}$ を画素ごとに自動的に生成することが重要となる。

【0165】腫瘍診断方法において、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”の3つのクラスに分類する。その理由は以下の通りである。すなわち、

(1) 腫瘍の領域を抽出する意味で、腫瘍の境界のみを抽出すれば十分であるが、超音波画像のようなスペクル・ノイズなど、境界の欠落の多い画像では、境界のみを扱う処理では腫瘍の領域に関する閉曲面の境界を得ることが難しい。(2) 乳腺腫瘍の超音波画像には腫瘍の領域の他に乳腺組織や脂肪層などの領域が数多く含まれており、それらのすべての領域を分類するとなるとルールが複雑になってしまい、ルールの簡素化が必要となる。また、腫瘍診断方法では、ファジイ推論の結果から各ボクセルを3つのクラス $\{t, n, b\}$ のいずれかに決定するために、弛緩法を用いたデファジイ機構を構築する。腫瘍診断方法で参照する小ボクセル・ボリュームにおける局所的な処理によって得られるファジイ推論結果の3つのクラスのグレード $\{t, n, b\}$ には、ノイズや境界部の欠落などの影響であまりいさよと誤りの部分が存在するため、それらを修正する必要がある。そのために、3つのクラスの局所的制約関係、すなわち、(1) “腫瘍”と“正常組織”の両者は接しない。(2) 一方、“境界”は必ず“腫瘍”と“正常組織”の両者と接する。といったルールを並列的反復処理のできる弛緩法によって適用することによって、全体として整合性のとれたクラス分類が期待できると考えるからである。

【0166】本実施形態では交流磁界による3次元位置センサ (ブロープ姿勢検出センサ) 131を超音波式ブロープ121に取り付け、断層画像 (超音波断層画像データ121a) と同時に超音波式ブロープ121の位置と向きの位置データ $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi)$ を取得する。取得された断層画像 (超音波断層画像データ121a) は位置データ $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi)$ を利用して3次元のボクセル・データ16aに変換される。

【0167】腫瘍診断方法におけるすべての処理は、3次元空間上のボクセル・データ16aを用いて行われる。腫瘍診断方法のターゲットは腫瘍の3次元領域の抽出にあり、2次元の参照領域よりも3次元ボクセル・データ16aを用いて求めた特徴量の方が安定性と信頼性が高いからである。

【0168】最後に、乳癌検診システム50では、腫瘍の良悪性の判別診断を支援するために、抽出された“腫瘍”の領域に対して、その表面形状を3次元表示すると共に、幾何学的な凹凸を定量化するためのパラメータの1つに表面積と体積の比を用いる。腫瘍の表面形状をサーフェス・レンダリングによる高品位の3次元像として提供することで乳癌表面の凹凸不整をより客観的に把握

できるようになり、そして凹凸の度合いを定量化することにより乳癌の定量診断が期待される。腫瘍の表面の幾何学的な凹凸性状について、同じ体積を持つ腫瘍の場合は、乳癌の表面積が良性腫瘍のそれより大きいと考えられる。従って、球の表面で正規化した腫瘍の表面積と体積の比 ($\text{Surface}^3/\text{Volume}^2$ ratio, or S/V ratio) を用いれば、表面が滑らかな良性腫瘍 (S/V ratio が小) と表面が激しい凹凸の性状を呈する悪性腫瘍 (S/V ratio が大) を区別することが期待できる。

【0169】このように、ファジイ推論を用いて、3次元的に収集された乳腺腫瘍の超音波画像から腫瘍の領域を安定に自動抽出し、そして抽出した腫瘍を3次元的に表示するとともにその表面形状の凹凸を評価する乳癌診断システムを開発することによって、乳腺診断の分野に大きく貢献することが本実施形態の目的である。

【0170】〔乳癌検診システム50の概要〕超音波画像 (超音波断層画像データ121a) における乳腺腫瘍は正常組織と比較して輝度が低いため、輝度値の高低によって腫瘍を抽出する。しかし、超音波像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、筋層などの比較的低輝度の組織などが存在するため、単純な2値化処理などのクラスタリングでは腫瘍の抽出を行うことは難しい。

【0171】本実施形態で開示する乳腺腫瘍の自動抽出腫瘍診断方法は、超音波3次元像、すなわちすべてのボクセル・データ16aに対して、“腫瘍”、“正常組織”及びそれらの“境界”という3つのクラスに属する“らしさ”を求め、そこから、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定するというものである。このアルゴリズムは大きく分けて3段階の処理よりなる。

【0172】第1段階〔3次元画像取得過程〕では、3次元座標検出器 (プローブ姿勢検出センサ) 131を取り付けた超音波式プローブ121によって3次元的に超音波画像 (超音波断層画像データ121a) を取得する。

【0173】第2段階〔腫瘍抽出過程〕では、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を自動的に作成し、求められたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を用いてファジイ推論及び弛緩法による腫瘍領域の決定を行う。

【0174】第3段階〔悪性腫瘍自動識別過程〕では、乳腺301のMR I 画像や超音波画像等の2次元断層画像 (超音波断層画像データ121a) から3次元画像のデータ (超音波断層画像データ121a) の一形態であるボクセル・データ16aに基づいて、組織間の境界を抽出して正常組織の中から乳癌組織を発見する。

【0175】乳房は表在性の臓器であり、乳腺腫瘍の多くは皮膚の近くにあることが多い。また、腫瘍の早期発

見・早期治療は極めて重要であることから、1cm以下の腫瘍をいかに早期に発見するかということと、比較的大きな腫瘍でもその良悪性の鑑別が正確に行えるかが重要となる。従って、本実施形態における処理対象が胎児や心臓などに比べてかなり小さいこと、また表在性臓器であることから、超音波式プローブ121と体表面との接触が極めてデリケートとなる。そのため、手動による直線走査や扇状走査では精度が不足し、メカニカル走査では接触を保てないなどの問題がある。そこで本実施形態では、超音波式プローブ121に交流磁界を利用した3次元位置センサを取り付け、検者が超音波画像 (超音波断層画像データ121a) を見ながら腫瘍全体を網羅するように手動で走査しながら断層画像 (超音波断層画像データ121a) とそのときの3次元座標データを計算機に取得する。取得した画像について3次元座標を参照しながら、3次元補間によって1組の等方的なボクセル・データ16aの超音波3次元画像を構築することとした。

【0176】超音波画像 (超音波断層画像データ121a) は生体内部からのエコーの強度から映像化するため、取得される断層画像 (超音波断層画像データ121a) は被検者の皮下脂肪の厚さや周囲組織の状態などによって変化し、被検者によって画像の輝度平均値、分散などの画像の統計量が一定でない。そのため、各自超音波診断装置のゲインやSTC (Sensitivity Time Control, or TGC: Time Gain Compensation) などの設定を変えながら画像診断を行う。従って、安定かつ良好に腫瘍の領域を自動抽出するために、このような画像の変化に対応する必要がある。

【0177】本実施形態では、3次元LoG (Laplace of Gaussian) フィルタを用いて、画像ごとにメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を自動的に作成し、システム環境に依存せず腫瘍の領域を安定に抽出できることを目指す。この方法は、超音波画像 (超音波断層画像データ121a) の3次元LoGフィルタの出力を用いてクラス分けされた“腫瘍”、“正常組織”とその“境界”ボクセルのヒストグラムから、各特徴量、すなわち小ボリュームにおける輝度平均、輝度分散及び輝度の重心から小ボリュームの幾何学的中心までの距離のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ をRayleigh分布とGaussianで近似することによって自動生成するものである。

【0178】そして、自動生成したメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を利用して、ファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う。まず、ファジイ推論によって3つのクラスのグレード $\{t, n, b\}$ を表す画像を作成する。すなわち、輝度の低い“腫瘍”、輝度の高い周辺の“正常組織”そして両者の“境界”である。次に、弛緩法によってデファジイを行い、すべてのボクセルを3

つのクラスに分ける。さらに、誤ってクラス分けされたボクセルについて、いくつかの先験的情報を利用して修正を加えていき、最終的に腫瘍の3次元的な領域を決定する。

【0179】最後に、抽出された腫瘍をサーフェス・レンダリングによって3次元表示すると共に、抽出した表面積の3乗と体積の2乗の比を用いて表面形状の凹凸を定量化する。本実施形態を悪性16症例と良性11症例に対して適用した結果、良悪性の腫瘍を安定かつ良好に抽出することができた。また、表面形状の凹凸の評価によって、本実施形態による方法は良悪性の判別診断を支援できることと期待される。

【0180】〔乳癌検診システム50〕本発明の腫瘍診断方法は、乳腺301のMRI画像や超音波画像等の2次元断層画像（超音波断層画像データ121a）から3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織、特に乳癌組織を発見する病理診断支援システムに適用可能な腫瘍診断方法である。以下の説明では、このような腫瘍診断方法の最適実施形態として乳癌検診システム50を想定することにする。

【0181】図1は、本発明の乳癌検診システム50の基本構成を示すブロック図である。初めに、図面に基づき、本発明の腫瘍抽出過程を実行する乳癌検診システム50の前処理である3次元画像取得過程、及びこれを実行する装置（パーソナルコンピュータ（PC））の一実施形態を説明する。図1は、PCの基本構成を示すブロック図ある。

【0182】〔3次元画像取得過程〕初めに、3次元位置センサ（プローブ姿勢検出センサ）13（交流磁界位置センサ131）を取り付けたプローブ12（超音波式プローブ121）を用いて取得された超音波エコー（=探針データ12a）から乳腺301（被測定物体30）を抽出して、その3次元的な表面形状から腫瘍の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を行う超音波画像を用いた乳癌検診システム50における立体超音波画像を生成するシステムに最適なPC及び3次元画像取得過程について説明を行うことにする。

【0183】乳癌検診システム50は、PCで受け取った乳腺腫瘍の3次元領域（3次元イメージ）の形状における幾何学的な凹凸を評価することによって乳癌の判別診断を行うものである。このような乳腺腫瘍の抽出を行う乳癌検診システム50に必要とされる3次元処理では、腫瘍部位に関するボクセル・データ16aが不可欠である。

【0184】前述したように、スキャナなどによりメカニカルに（機械操作によって）超音波式プローブ121を走査する場合、表在性の乳房を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られないといった問題点があった。

【0185】そのため従来は、乳房が表在性臓器であり非常に柔軟でデリケートであることに配慮して、日常の

乳腺301の診断において、検者が手で持つ超音波式プローブ121の位置（ x_0 , y_0 , z_0 ）と向きを微妙に調節しながら乳房表面をスキニング（マニュアル走査）することによって乳腺301の断層像を取得している。

【0186】このように、熟練した検者がマニュアル走査で乳房表面を走査する場合は、乳房を圧迫することなく、アーチファクトの少ない、再現性の高い画像を得ることができる。

10 【0187】しかしながら、超音波画像（超音波断層画像データ121a）をマニュアル走査で3次元的に収集する場合、超音波式プローブ121の位置（ x_0 , y_0 , z_0 ）と向きを用いて断層画像（超音波断層画像データ121a）をボクセル・データ16aに変換する必要があるといった問題点もある。

【0188】また、このようなボクセル・データ16aの変換を必要とする場合、断層画像（超音波断層画像データ121a）とそれに対応する超音波式プローブ121の位置（ x_0 , y_0 , z_0 ）と向きのデータ（方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ ）を記録する必要がある。また、画像データの収集を高速に行うために、超音波式プローブ121を走査しながら得られる超音波像と同時に超音波式プローブ121の位置（ x_0 , y_0 , z_0 ）と向きのデータ（方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ ）を直接にPCのメモリに転送することが重要となる。

20 【0189】このため、実用的にも臨床上也、操作性が高い、違和感のない、かつ高速にデータを収集できるシステムが要求されていた。

【0190】本実施形態は、このような要求を満たす装置であって、乳腺腫瘍の3次元領域（3次元イメージ）をプログラム（後述する3次元画像取得過程のプログラムコードを含む）によって自動抽出し、そして腫瘍表面を3次元表示（立体イメージとして表示）して乳癌の判別診断（乳癌検診システム50）を支援する3次元画像取得過程である。

30 【0191】図1に示すPCは、後述する、乳癌検診システム50の前処理である3次元画像取得過程を記述したプログラムコード、乳癌検診システム50の後処理である腫瘍抽出過程（乳腺腫瘍の自動抽出アルゴリズム）を記述したプログラムコード、及び乳癌検診システム50の後処理である悪性腫瘍自動識別過程（乳腺腫瘍の自動識別アルゴリズム）を記述したプログラムコードを物理的に実行するハードウェアである。

40 【0192】このようなPCを中心とする乳癌検診システム50は、乳腺腫瘍の3次元領域（3次元イメージ）をプログラム（後述する3次元画像取得過程のプログラムコードを含む）によって自動抽出し、そして腫瘍表面を3次元表示（立体イメージとして表示）して乳癌の判別診断（乳癌検診システム50）を支援する3次元超音波画像データ収集機能を有している。

【0193】図1に示す乳癌検診システム50は、超音波式プローブ121（プローブ手段12）、交流磁界位置センサ131（3次元位置センサ手段（プローブ姿勢検出センサ）13）、PC（トラッキング手段14、3次元座標変換手段15、3次元ボクセル・データ発生手段16）を中心とするハードウェア構成となっている。

【0194】プローブ手段12は、被測定物体30の表面をスキヤニングしながら被測定物体30を探索して内部構造や表面構造に関する探針データ12aを生成する。

【0195】本実施形態では、乳腺301の表面を超音波を用いてスキヤニングしながら乳腺301からの超音波エコーに基づいて探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断層画像データ121aを生成する超音波式プローブ121をプローブ手段12として用いている。

【0196】3次元位置センサ手段（プローブ姿勢検出センサ）13は、プローブ手段12に取り付けられた状態で、スキヤニング中のプローブ手段12の空間的な位置や姿勢を測定してプローブ手段12の座標データを被測定物体30の探針動作に同期させて生成する機能を有している。

【0197】本実施形態では、3次元位置センサ手段（プローブ姿勢検出センサ）13として、自己の空間的な位置や姿勢に関する3次元座標（ x_0, y_0, z_0 ）及び自己の傾斜方向を角度（方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ ）で表した位置データ（ $x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$ ）を実時間で測定してプローブ座標データ13aとして出力する位置センサであるトラッキング手段が制御する交流磁界位置センサ131を用いている。

【0198】交流磁界位置センサ131は、自己の空間的な位置や姿勢に関する3次元座標（ x_0, y_0, z_0 ）及び自己の傾斜方向を角度（方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ ）で表した位置データ（ $x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$ ）を実時間で測定してプローブ座標データ13aとして出力する位置センサである。すなわち、交流磁界位置センサ131は、超音波式プローブ121に取り付けられた状態で、乳腺301の表面のスキヤニング中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式プローブ121の座標データ（ x_0, y_0, z_0 ）を乳腺301の探針動作に同期させて生成する。

【0199】これにより、乳癌検診システム50（PC）が、超音波断層画像データ121aの収集を行う際に、超音波断層画像データ121aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集し、超音波断層画像データ121a及び超音波断層画像データ121aと同期したプローブ座標データ13aを用いて、3次元超音波画像データ15bを生成し、3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換するため、同一のボクセルについて2つ以

上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとすることができ

る。

【0200】すなわち、超音波式プローブ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像（超音波断層画像データ121a）と同時に超音波式プローブ121の位置データ（ x_0, y_0, z_0 、

10 ψ, θ, ϕ ）（プローブ座標データ13a＝位置データ（ $x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$ ））を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像（超音波断層画像データ121a）を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aに変換することができる。その結果、メカニカルに超音波式プローブ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対して高精度の超音波断層画像データ121aを生成できるようになる。

【0201】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとすることにより、取得した超音波断層画像（超音波断層画像データ121a）（探針データ12a）を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ（ボクセル・データ16a）が生成できるようになる。

30 【0202】トラッキング手段14は、探針データ12aの収集を行う際に、探針データ12aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する機能を有し、具体的には、PCによって実現することができる。

【0203】3次元座標変換手段15は、探針データ12a及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて、3次元画像データ15aを生成する機能を有している。

【0204】3次元ボクセル・データ発生手段16は、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとする機能を有し、具体的には、後述するPCによって実現することができる。具体的には、乳癌検診システム50（PC）は、探針データ12aの収集を行う際に、探針データ12aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する。またPCは、探針データ12a及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて、3次元画像データ15aを生成する。またPCは、3次元画像データ15aに線形画像補間を行

って、等方的なボクセル・データ16aに変換するため、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとする。

【0205】本実施形態の3次元座標変換手段15は、探針データ12aと同期したブロープ座標データ13aとして、3次元位置センサ手段（ブロープ姿勢検出センサ）13のブロープ手段12に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 ϕ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、($i, j=1, 2, 3$)を用い、探針データ12aの座標 $(x, y, 0)$ に対して変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データ15aの座標 (x', y', z') を生成する機能を有している。

【0206】すなわち、超音波式ブロープ121には交流磁界位置センサ131が取り付けられており、この交流磁界位置センサ131は、自己（すなわち、交流磁界位置センサ131）の空間的な位置データ $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi)$ （位置や姿勢に関する3次元座標のデータ13a=位置データ $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi)$ ）を実時間で測定してブロープ座標データ13aとして出力する。このためPCは、探針データ12a（超音波断層画像データ121a）の収集と同期したブロープ座標データ13aの収集ができる。これに応じてPCが、探針データ12a（超音波断層画像データ121a）及び探針データ12a（超音波断層画像データ121a）と同期したブロープ座標データ13aを用いて3次元画像データ15aを生成するために、探針データ12a（超音波断層画像データ121a）の座標 $(x, y, 0)$ に対して、変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データ15aの座標 (x', y', z') を*30

$$\begin{aligned} a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\phi), \\ a_{13} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\phi), \\ a_{21} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{22} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi), \\ a_{23} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\phi), \\ a_{31} &= -\sin(\theta), \\ a_{32} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\phi), \\ a_{33} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\phi) \cdots \text{式(1-1)} \sim \text{式(1-9)} \end{aligned}$$

で定義されている。

【0210】すなわち、超音波式ブロープ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数で表現された変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式ブロープ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式ブロープ121に取り付けた交流磁界によ

*生成する。これにより、超音波式ブロープ121の位置 (x_0, y_0, z_0) や姿勢 (ψ, θ, ϕ) を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像データ121aの座標 $(x, y, 0)$ と同時に超音波式ブロープ121のブロープ座標データ13aとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式ブロープ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式ブロープ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像データ121aの座標 $(x, y, 0)$ を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aの座標 (x', y', z') に変換することができる。

【0207】その結果、メカニカルに超音波式ブロープ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断層画像データ121aの座標 $(x, y, 0)$ を生成できるようになる。

【0208】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aの座標 (x', y', z') とすることにより、取得した超音波断層画像（超音波断層画像データ121a）（探針データ12a）を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データの座標 (x', y', z') が生成できるようになる。

【0209】ここで、前述の変換行列 $T[a_{ij}]$ における各々の行列要素 a_{ij} は、

る交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像データ121aの座標 $(x, y, 0)$ を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ（PC）のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aの座標 (x', y', z') に変換することができ

る。その結果、メカニカルに超音波式プローブ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対して高精度の超音波断層画像データ121aの座標(x, y, 0)を小規模のハードウェアでも高速・低コストで生成できるようになる。

【0211】更に具体的に、図1の乳癌検診システム50のハードウェア基本構成を説明する。

【0212】本実施形態では、超音波式プローブ121に交流磁界位置センサ131を取り付けて、超音波式プローブ121をトラッキングしながら、超音波診断装置20からのビデオ信号をA/D変換した後、PCI Bus (Peripheral Component Interconnect bus) を経由して、同時にそのときの超音波式プローブ121の3次元位置(x_0 , y_0 , z_0)と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ)を、RS232Cを経由して出力し、乳癌検診システム50のメモリ(Frame Grabber)やPCのメモリに直接に転送するようなシステムを構築した。

【0213】ここで、小型(本実施形態では、外形寸法=約2.8×2.2×1.5cm³)・軽量(17.0Kg)の交流磁界位置センサ131を超音波式プローブ121に取り付けることにより、熟練した検者が日常診断のときと同じように乳房表面をマニュアル走査で走査することができる。また、超音波画像(探針データ121a=超音波断層画像データ121a)がPCIバスを経由して直接にPCでアクセスできるメモリ(不図示)に転送されるため、画像データ(超音波断層画像データ121a)の収集の高速化を図ることができる。

【0214】以下に、乳癌検診システム50のシステムの具体的な構成を説明する。

【0215】超音波診断装置20としては、例えば、アロカ(Aloka)社製のSSD-2000(商品名)を流用することができる。超音波式プローブ121は、周波数7.5MHzの凹型電子走査方式を用いている。凹型を用いた理由は、乳腺の形状をなるべく変えずに画像を取得するためである。この超音波式プローブ121を用いて、通常はdepth range=5cmの設定で超音波画像を取得しており、各画素の大きさが0.014×0.014cm²となる。また、プローブの先端に交流磁界位置センサ131を取り付けており、超音波式プローブ121の位置と向きを実時間でトラッキングすることができる。

【0216】また超音波式プローブ121には、交流磁界位置センサ131(例えば、Polhemus社製Fastrak tracking system(商品名))が取り付けられており、超音波式プローブ121の位置と向き(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ (単位は[度(又はrad)]))をトラッキングしながら検者が任

意に幹部の超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)(探針データ12a)を取得できるようになっている。

【0217】プローブ・トラッキング・システム(Polhemus社製Fastrak tracking system(商品名))。このシステムは、交流磁界位置センサ131、トランスミッタ及びシステム電子制御部の3つからなり、交流磁界位置センサ131が超音波式プローブ121に取り付けられており、ベッドの直下に配置したトランスミッタから発した交流磁界を検出し、そして、システム電子制御部で交流磁界位置センサ131のトランスミッタの配置に対する位置と向きの位置データ(x_0 , y_0 , z_0 , ψ , θ , ϕ)が計算される。得られる位置データ(x_0 , y_0 , z_0 , ψ , θ , ϕ)がRS232Cを経由して実時間で計算機に転送される。

【0218】すなわち、交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121の位置(x_0 , y_0 , z_0)及び角度(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ)を計測しながら、超音波診断装置20で観測している超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)(探針データ)データをPC(DEC社製Pentium(商品名) 166MHz、RAM 192MB)のメモリ(不図示)に直接取り込む。

【0219】本実施形態では、画像の取り込みを、PCI Bus Frame Grabber(Data Translation社製、DT3155(商品名))を用いて、転送速度15フレーム/秒で実行している。PCI Frame Grabberは画像ボードとしてPCのPCIバスに実装されており、画像ボードが、外部のビデオ信号をA/D変換後PCIバスを経由して実時間でPCのメモリ(DRAM)に取り込める。PCに取り込める画像の量はPCのメモリの容量に依存しており、メモリが大きければ大きいほど多くの超音波断層画像データ121aがPCに取り込める。

【0220】PCとしては、具体的には、DEC社製PC(CPU=Pentium166MHz、DRAM192MB、OS(Operating System)=Windows95(商標))を用いている。

【0221】これにより乳癌検診システム50では、超音波式プローブ121の位置(x_0 , y_0 , z_0)と姿勢(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ)をトラッキングしながら検者が任意に患部の断層画像(超音波断層画像データ121a)を取得できるようになっている。

【0222】前述のFastrak トラッキング・システムは、隔地にある物体の位置と向きとを交流磁界を利用して計測するために用いられるものである。Fastrak トラッキング・システムは、まずトランスミッタ(Transmitter)に設置される3つの定置コイルから磁界を発生させ、これらの磁界を3つ



のリモート・センシング用の受信コイルからなるセンサによって受信し、所定の計算アルゴリズムによりセンサのトランスミッタに相対する3次元的位置(x_0 , y_0 , z_0)と姿勢(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ)を算出する。

【0223】従って、超音波式ブロープ121に取り付けた交流磁界位置センサ131は、超音波式ブロープ121のカレント位置(スキニング位置)の3次元座標(x_0 , y_0 , z_0)及びその向きを角度(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ)で表した位置データ(x_0 , y_0 , z_0 , ψ , θ , ϕ)(x , y , z , ψ , θ , ϕ)を実時間で測定して、RS232Cを用いてPCに出力することができる。

【0224】ここで、計測される座標は、交流磁界のトランスミッタ(不図示)を配置する向きによって決まる。超音波式ブロープ121におけるトランスミッタの参照座標系は、天地方向をZ方向、患部から検者に向かう方向をX方向としている。

【0225】なお、超音波式ブロープ121のトランスミッタは、患部のほぼ直下に配置されていることが望ましい。Fasttrackトラッキング・システムの3次元空間座標系については、図2を参照されたい。

【0226】交流磁界位置センサ131で超音波式ブロープ121の位置(x_0 , y_0 , z_0)及び向きの角度(ψ , θ , ϕ)を計測しながら、超音波診断装置20で観測している断面画像(超音波断面画像データ121a)データをPC(DEC社製Pentium 166MHz、192MB)のメモリに直接取り込む。画像の取り込みはPCI Bus Frame Grabber(Data Translation社製 DT3155)を用いて、超音波式ブロープ121の位置(x_0 , y_0 , z_0)と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ)とともに実測転送速度15フレーム/秒を実現した。

【0227】次に、ボクセル・データ16aの作成プロセスを説明する。

【0228】図3は、図1の乳癌検診システム50で実行される3次元画像取得過程の一実施形態を説明するフローチャートである。

【0229】3次元画像取得過程で実行される3次元画像取得過程は、組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織を発見する癌診断処理の前処理として、乳腺301のMRI画像や超音波画像等の2次元断面画像(超音波断面画像データ121a)から3次元画像データを生成する過程であり、前述のPCで実行可能なプログラムコードによって記述されている。これらのプログラムコードは、PC内の記憶装置(例えば、EEPROM等の半導体記憶デバイス、磁気ディスク等の磁気記憶手段、MO等の磁気光記憶手段)に保持され、適時読み出されて実行されても良いし、また、フロッピーディスク

等にプログラムコードとして保持された状態でPCに読み込んで実行されても良いし、あるいは、ネットワークを経由してネットワーク機器からダウンロードされて実行されても良い。

【0230】図3に示す本発明の3次元画像取得過程(ボクセル・データ16aの作製プロセス)は、探針工程(ステップS1)、3次元位置探知工程(ステップS2)、3次元座標変換工程(ステップS3)、3次元ボクセル・データ発生工程(ステップS4)で構成されている。

【0231】探針工程(ステップS1)は、超音波式ブロープ121が中心となって実行する工程であって、被測定物体30の表面をスキニングしながら被測定物体30を探針して内部構造や表面構造に関する超音波断面画像データ121a(探針データ12aの一形態)を生成する機能を有している。

【0232】3次元位置探知工程(ステップS2)は、トラッキング手段14が制御する交流磁界位置センサ131が中心となって実行する工程であって、超音波式ブロープ121に取り付けられた状態で、スキニング中の超音波式ブロープ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式ブロープ121の座標データを被測定物体30の探針動作に同期させて生成する機能を有している。

【0233】トラッキング手段14は、トラッキング手段14(PC)が中心となって実行する工程であって、超音波断面画像データ121aの収集を行う際に、超音波断面画像データ121aの収集と同期してブロープ座標データ13aを収集する機能を有している。

【0234】3次元座標変換工程(ステップS3)は、3次元座標変換手段15(PC)が中心となって実行する工程であって、超音波断面画像データ121a及び超音波断面画像データ121aと同期したブロープ座標データ13aを用いて、3次元超音波画像データ15b(3次元画像データ15aの一形態)を生成する機能を有している。

【0235】3次元ボクセル・データ発生工程(ステップS4)は、3次元ボクセル・データ発生手段16(PC)が中心となって実行する工程であって、3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ18aに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとしている機能を有している。

【0236】本実施形態の3次元画像取得過程では、まず初めに、探針工程(ステップS1)が、超音波超音波式ブロープ121からの超音波を用いて乳腺301の表面をスキニングしながら乳腺301からの超音波エコーに基づく探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断面画像データ121aを生成する。

【0237】探針工程（ステップS1）に続いて、3次元位置探知工程（ステップS2）は、超音波超音波式プローブ121に取り付けられた状態で、乳腺301の表面のスキニング中の超音波超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波プローブ座標データ13aを乳腺301の探針動作に同期させて生成する。

【0238】3次元位置探知工程（ステップS2）に続いて、トラッキング手段14が、超音波断層画像データ121aの収集を行う際に、超音波断層画像データ121aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する。

【0239】続いて、3次元座標変換工程（ステップS3）が、超音波断層画像データ121a及び超音波断層画像データ121aと同期したプローブ座標データ13aを用いて、3次元超音波画像データ15bを生成する。

【0240】ここで3次元座標変換工程（ステップS3）は、超音波断層画像データ121aと同期したプローブ座標データ13aとして、3次元位置探知工程（ステップS2）の超音波式プローブ121に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 ϕ に基づく変換行列T

$[a_{ij}]$ 、 $(i, j=1, 2, 3)$ を用い、超音波断層画像データ121aの座標 $(x, y, 0)$ に対して前述の変換行列T $[a_{ij}]$ を掛け合わせて（行列の積演算を行って）3次元超音波画像データ15bの座標 (x', y', z') を生成している。

【0241】3次元座標変換工程（ステップS3）に続いて、3次元ボクセル・データ発生工程（ステップS4）が、3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って、等法的なボクセル・データ16aに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとしている。

【0242】更に具体的に、図1の3次元画像取得手段10、及びここで実行される3次元画像取得過程を説明する。

【0243】本実施形態では、超音波式プローブ121にトラッキング手段14が制御する交流磁界位置センサ131を取り付けて、超音波式プローブ121をトラッキング（スキニング）しながら、超音波診断装置20からのビデオ信号をA/D変換した後、PCI Bus（Peripheral Component Interconnect bus）を経由して、同時にそのときの超音波式プローブ121の3次元位置 (x_0, y_0, z_0) と向きのデータ（方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ 、（単位は〔度（又はrad）〕）を、RS232Cを経由して出力し、PCのメモリに直接に転送するようなシステムを構築した。

【0244】ここで、小型（外形寸法=約2.8×2、

2×1.5cm³）・軽量（17.0Kg）のトラッキング手段14が制御する交流磁界位置センサ131を超音波式プローブ121に取り付けることにより、熟練した検者が日常診断のときと同じように乳房表面をマニュアル走査で走査することができる。また、超音波画像（探針データ12a=超音波断層画像データ121a）がPCIバス（Peripheral Component Interconnect bus）を経由して直接にPCでアクセスできるメモリ（不図示）に転送されるため、画像データ（超音波断層画像データ121a）の収集の高速化を図ることができる。

【0245】次に、ボクセル・データ16aの作成プロセスを更に詳しく説明する。

【0246】本プロセスでは、トラッキング手段14が制御する交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121の位置及び向きの角度を計測しながら、超音波診断装置20で観測している断層画像（超音波断層画像データ121a）データをPC（DEC社製Pentium 166MHz、192MB）のメモリに直接取り込む。画像の取り込みはPCI Bus Frame Grabber（Data Translation社製DT3155）を用いて、超音波式プローブ121の位置 (x_0, y_0, z_0) と向きのデータ（方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ ）とともに実測転送速度15フレーム/秒を実現した。

【0247】次に、ボクセル・データ16aの作成プロセスを説明する。本3次元画像取得手段10において、乳腺腫瘍の領域の抽出は3次元的な処理によって行われるため、腫瘍部位に関する等法的なボクセル・データ16aの画像データが必要とされる。そのため、まず取得した断層画像（超音波断層画像データ121a）群に対して3次元座標変換を行い、そして線形補間によってボクセル・データ16aに変換する。

【0248】本PCにおいて、乳腺腫瘍の領域の抽出は3次元的な処理によって行われるため、腫瘍部位に関する等法的なボクセル・データ16aの画像データが必要とされる。そのため、まず取得した断層画像（超音波断層画像データ121a）群に対して3次元座標変換を行い、そして線形補間によってボクセル・データ16aに変換する。

【0249】今、交流磁界位置センサ131のトランスミッタ（超音波式プローブ121）に相対する位置（X軸方向、Y軸方向並びにZ軸方向）、交流磁界を利用した交流磁界位置センサ131のトランスミッタ（前記プローブ）に相対する向き（方位角（Azimuth） ψ 、仰角（Elevation） θ 、横転角（Roll） ϕ ）とする（ステップS1、ステップS2）。取得された超音波断層画像（超音波断層画像データ121a）（超音波断層画像データ121a（探針データ12a））の座標 $(x, y, 0)$ を行列P、3次元変換後の

61

座標 (x', y', z') を行列 Q 、超音波式プローブ 121 のカレント座標位置と向きを示すプローブ座標データ 13a の座標 $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi)$ における (x_0, y_0, z_0) を行列 R としたとき、変換行列 $T[a_{ij}]$ を用いた行列演算 (行列の積演算) を行って、取得された超音波断層画像 (超音波断層画像データ 121a) (超音波断層画像データ 121a (探針データ

$$\begin{aligned} a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi), \\ a_{13} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{21} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{22} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{23} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{31} &= -\sin(\theta), \\ a_{32} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{33} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi) \end{aligned} \quad \text{式 (1-10) ~ 式 (1-18)}$$

で与えられる。

【0252】このようにして取得された超音波画像について、超音波式プローブ 121 の位置 (x_0, y_0, z_0) と向きのデータ (方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ) を利用した 3 次元座標変換を行うことによって、ボクセル・データ 16a を取得している (ステップ S4)。

【0253】ところで、超音波式プローブ 121 の走査方法によっては、取得されたボクセル・データ 16a の中にその輝度値が与えられていないボクセル・データ 16a が存在したり、また同一のボクセル・データ 16a について 2 つ以上の異なる輝度値が対応する場合があります。

【0254】そこで本実施形態では、特に、輝度値が与えられていないボクセル・データ 16a が存在した場合、画像の輝度補間 (Image Brightness Interpolation) を用いてそのボクセル・データ 16a の輝度値を求めることにしている。

【0255】また同一のボクセル・データ 16a について 2 つ以上の異なる輝度値が対応する場合には、これらの輝度値の平均輝度値をもって、そのボクセル・データ 16a を代表する輝度値としている。

【0256】次に、画像補間の一実施形態を説明する。

【0257】次に、画像補間の一実施形態を説明する。

本実施形態における画像補間としては、基本的に次のような 3 つの方法が挙げられる。すなわち、

1. 最近隣内挿法 (Nearest Neighbor Interpolation)、
2. 線形内挿法 (Linear Interpolation)、そして、
3. 3 次コンボリューション内挿法 (Cubic C

62

ンvolution Interpolation) の座標 $(x, y, 0)$ から 3 次元変換後の座標 (x', y', z') を求めている (ステップ S3)。

【0250】すなわち、 $Q^t = TP^t + R^t$ で与えられる。ここで、行列 Q^t 、 P^t 、 R^t の各々は、行列 Q 、 P 、 R の各々に対する転置行列を意味している。

【0251】ここで、変換行列 $T[a_{ij}]$ は、

convolution Interpolation) である。

【0258】最近隣内挿法 NNI は、内挿したい画素に最も近い画素の輝度値を求める画像データとする方法であるが、処理が簡単である反面、本実施形態で扱う腫瘍画像データのようなグレイ・スケールの変化が緩やかな場合には向かない。

【0259】線形内挿法 LI は、内挿したい画素の周囲の 4 画素の輝度値を用いて、内挿画素間の座標距離の比例によって輝度値の算出を行う内挿方法であるが、処理が簡単であるとともに平均化のために画素間の平滑化の効果もある。

【0260】一方、3 次コンボリューション内挿法 CCI は、内挿したい画素の周囲の 16 画素を用いて、3 次畳み込み関数によって内挿する方法であるが、画像の平滑化と同時に鮮鋭化の効果もある。従って、この方法は、超音波画像のようなスペckル・ノイズやアーチファクトなどが多く存在するような画像には向かない。

【0261】本実施形態では、線形補間法 (線形内挿法 LI の一形態) を 3 次元空間処理に拡張してボクセル・データ 16a の補間を行っている。

【0262】すなわち、本 PC においては、等方的なボクセル・データ 16a の画像データが必要となるため、取得した超音波断層画像 (超音波断層画像データ 121a) (探針データ) を 3 次元座標変換後に線形補間によってボクセル・データ 16a に変換している。

【0263】具体的には、まず、内挿したいボクセル・データ 16a を中心に、X 軸方向、Y 軸方向並びに Z 軸方向の 3 つの方向において、それぞれ最近傍とする輝度値をもつ 6 つのボクセル・データ 16a を求めて線形補

間処理を行っている。この線形補間処理は、処理速度が高速であるとともに、腫瘍画像のグレイ・スケールの滑らか性が保てるといった利点がある。

【0264】図4は、図1の3次元画像取得過程で取得されるボクセル・データの作成結果の1例であり、同図(a)は、乳腺腫瘍の超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)であり、同図(b)は、ボクセル・データ中のzx平面の一断面図である。ここで、断面の中央に見られる輝度値の低い領域が腫瘍の領域である。またその周囲には脂肪層や正常な乳腺組織が示される。

【0265】以上説明したように、乳癌検診システム50の前処理である3次元画像取得過程によれば、超音波式プローブ121には3次元位置センサ(プローブ姿勢検出センサ)が取り付けられているので、スキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定すれば、被測定物体30の探針動作に同期させたプローブ座標データ13aを生成できる。また、超音波式プローブ121を用いて被測定物体30の表面をスキャンしながら被測定物体30を探索して探針データ12aを生成する際に、PCは、この探針データ12aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する。続いてPCが、探針データ12a及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて3次元画像データ15aを生成する。続いてPCが、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換する一方で、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとしている。すなわち、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131によって計測された位置データ

($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$) (超音波式プローブ121の座標データ)を用いて、超音波式プローブ121を任意に走査して得られた一連の探針データ12aをボクセル・データ16aに変換できるようになる。

【0266】このようなPCは、非常に柔軟でデリケートな組織構造を有する乳腺301のような被測定物体30を探索してボクセル・データ16aを作成するようなアプリケーションに適している。すなわち、従来の熟練した検者が乳腺301の表面を手動で走査して超音波式プローブ121の位置や向きを微妙に調節して探針データ12aを収集していたマニュアル走査(スキャン)作業や、超音波式プローブ121をメカニカルに走査するメカニカル走査(スキャン)作業に代えて、超音波式プローブ121に取り付けられた交流磁界位置センサ131がスキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定し、乳腺301(被測定物体30)の探針動作に同期させたプローブ座標データ13aを生成し、PCが、この探針データ12aの収集(スキャン)と同期してプローブ座標データ13aを収集することで、探針データ12aと同時に超音波式

プローブ121の位置データ($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$) (超音波式プローブ121の座標データ)を取得し、取得された探針データ12aを、位置データ($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$)として利用して、従来のマニュアル走査やメカニカル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aに変換できるようになる。

【0267】[腫瘍抽出過程]次に、図面に基づき、乳癌検診システム50の後処理である腫瘍抽出過程(乳癌腫瘍の自動抽出アルゴリズム)の一実施形態を説明する。

【0268】以下の説明では、ファジィ推論を用いた3次元ボクセル・データ16aからの腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の自動抽出アルゴリズムについて述べる。まず、良好な乳腺腫瘍の領域を安定に自動抽出するために、3次元LoG(Laplace of Gaussian)フィルタを用いたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_o\}$ の自動作成処理について述べる。次に、ファジィ推論並びに弛緩法を用いた、各ボクセルを”腫瘍”, ”正常組織”及び両者の”境界”という3つのクラスへの分類、腫瘍の3次元領域の決定について述べる。

【0269】乳癌の診断には、視・触診や穿刺吸引細胞診などの他に、X線Mammographyや超音波検査などの画像診断がよく利用されている。悪性腫瘍(癌)の特徴は、良性と比較すると凹凸を伴う複雑な輪郭を有していることである。画像診断ではこのような幾何学的特徴がよく利用される。X線MammographyはX線の乳腺301に対する透過像であり、比較的高い分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出並びに評価方法がいくつか提案されている。

【0270】一方、超音波検査による乳腺腫瘍の診断は、超音波式プローブ121を乳房表面に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺301の内部を観察できること、被検者に対する苦痛が少ないこと、そして、被曝の心配がなく安全であること、dense breastの場合でも腫瘍の抽出が可能であることなどから、日常の診断に不可欠なものになっている。乳腺301の超音波検査は、検者が乳腺301の内部をくまなく走査して断層画像(超音波断層画像データ121a)を観察することによって、腫瘍の発見、悪性腫瘍(癌)の鑑別を行っている。超音波断層画像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコー・レベル、すなわち画像の輝度の輝度が低いことである。このことは、画像の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。そこで、断層画像(超音波断層画像データ121a)における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断層画像(超音波断層画像データ121a)だけでは悪性腫瘍(癌)の幾何学的特徴を把握しにくい場合がある。このような場合では、腫瘍の表面形状を3次元的に表示すれ

ば、幾何学的な表面形状を容易に観察することができるため、より精度の高い診断が可能となると予想される。

【0271】腫瘍の表面形状を3次元的に表示並びに評価するためには、取得した複数枚の超音波断層画像（超音波断層画像データ121a）群から腫瘍の領域を抽出することが重要である。ところが、乳腺301の超音波像では、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域が存在するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法では実現できない。

【0272】このような技術背景のもとで、本実施形態の腫瘍抽出過程における腫瘍の抽出処理はすべて3次元空間上で行われており、注目ボクセル近傍の参照ボクセル領域から求めた画像の輝度平均値などの統計量が2次元の参照領域からのものより信頼性が高いため、より良好な腫瘍の抽出が期待できる。

【0273】乳癌検診システム50の前処理である3次元画像取得過程に続いて実行される本実施形態の腫瘍抽出過程では、乳腺腫瘍に対する有効性を確認するために、周波数7.5MHzの凹型電子スキャン方式の超音波診断装置を用いて乳腺腫瘍の抽出を行った。悪性腫瘍（癌）と良性腫瘍（線維腺腫）の症例に対して適用した結果は、医師がトレースした輪郭と一致しており、本実施形態の腫瘍抽出過程の有効性を示唆するものであった。また、抽出された腫瘍をサーフェス・レンダリングによって3次元表示したところ、表面形状の違いを観察することができた。

【0274】超音波画像における乳腺腫瘍の領域は、正常組織と比較して輝度が低いため、輝度値の高低によって腫瘍の抽出を行う。しかし、超音波像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、筋層などの比較的低輝度の領域などが存在するため、単純な2値化では腫瘍の抽出を行うことは難しい。

【0275】図5は、図1の乳癌検診システム50で実行される腫瘍抽出過程のアルゴリズムを説明するためのブロック図である。本実施形態の腫瘍抽出過程は、ファジイ推論（Fuzzy Reasoning）の考え方をを用いて、3次元ボクセル・データ16a、すなわちすべてのボクセル・データに対して、まず“腫瘍”、“正常組織”、及びそれらの“境界”という3つのクラスに属する“らしさ”を求め、そしてそこから、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定するというものである。

【0276】このアルゴリズムは、図5のように大きく分けて2段階の処理（第1段階と第2段階）よりなり、前述のPCで実行可能なプログラムコードによって記述されている。これらのプログラムコードは、PC内の記憶装置（例えば、EEPROM等の半導体記憶デバイス、磁気ディスク等の磁気記憶手段、MO等の磁気光記憶手段）に保持され、適時読み出されて実行されても良

いし、また、フロッピーディスク等にプログラムコードとして保持された状態でPCに読み込んで実行されても良いし、あるいは、ネットワークを経由してネットワーク機器からダウンロードされて実行されても良い。

【0277】まず、第1段階は、特徴量演算工程、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 自動生成工程を中心とする論理構成になっており、3次元LoG (Laplace of Gaussian) フィルタの出力からファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ (Membership Function) の自動作成を行う。第1段階に続く第2段階は、ファジイ推論工程、デファジイ工程を中心とする論理構成になっており、求められたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を用いてファジイ・ルール (Fuzzy Rule) 並びに弛緩法 (Relaxation Method) に基づくデファジイ (Defuzzify) 処理による腫瘍領域の決定を行う。

【0278】これらの処理は、乳癌検診システム50を構成するPCなどのCPUで実行可能なプログラムコードで記述されている。本実施形態では、超音波画像として3次元のボクセル・データ16aを用いている。

【0279】次に、本実施形態で用いる特徴量の定義を述べる。

【0280】乳腺301の腫瘍抽出過程を簡素化するために、乳腺腫瘍の超音波画像を3つのタイプの領域にクラス分けする。すなわち、輝度の低い“腫瘍” (tumor)、輝度の高い“正常組織” (normal tissue)、そして両者の“境界” (boundary) である。乳腺腫瘍は良悪性ともに正常組織と比較して輝度が低い、またその周囲の正常組織によって囲まれている。

【0281】日常の診断において、まずこのような特徴を利用して“腫瘍”の領域を抽出し、そして良性の平滑・整である輪郭に対して悪性の凹凸・不整であるような形状的な特徴を用いて良悪性の鑑別を行っている。

【0282】しかし、乳腺301の超音波像は、超音波像固有のスペックル・ノイズ境界部の欠落や画質劣化の問題点の他に、画像の輝度平均などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しい。医師による腫瘍の境界の判断では、腫瘍内部エコー分布の均一性や境界エコーの強さなどが考慮されている。

【0283】腫瘍の超音波像について、“腫瘍”は“正常組織”より輝度が低い、またその輝度の分布も小さい。“境界”における輝度の重心が“境界”を境に“正常組織”の方に大きく偏っており、また、“正常組織”の輝度重心がほぼ参照領域の幾何学的な中心と一致する。本実施形態では、これらの表現を、次の3つの統計量 $\{u, d, v\}$ によって定量化する。いずれも同一の

大きさの参照ボクセル・ボリューム (g_x, g_y, g_z) について求める。

【0284】以下に、本実施形態の腫瘍抽出過程の各処理を詳述する。

【0285】第1段階における特徴量演算工程は、ボクセル・データ16aの各々に対して、3次元ボクセル・データ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジィ推論*

$$\text{輝度平均値 } u = \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N^3 \quad \cdots \cdots \text{式}(2-1)$$

で定義されている。

【0288】ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数) であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N は参照ボクセル・ボリューム (g_x, g_y, g_z) の大きさ、 Σ は総和演算を意味する。

【0289】すなわち、輝度平均値 u が “腫瘍” 領域では小さく、“正常組織” の領域では大きく、また、“境界” 領域ではその中間の値をとると考えられることから、第1段階における特徴量演算工程で用いられる所定※

$$\begin{aligned} g_x &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \\ &\quad \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} , \\ g_y &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \\ &\quad \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} , \\ g_z &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \\ &\quad \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} \end{aligned}$$

……式(2-2)～式(2-4)

で与えられる。

【0291】各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的★

$$d = \{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2}$$

……式(2-5)

で与えられる。

【0292】ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数) は参照ボクセル・ボリュームの大きさを意味する。

【0293】すなわち、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値が、“正常組織” の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられ、“境界”

$$v = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3 \quad \cdots \cdots \text{式}(2-6)$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し、 N (自然数) は参照ボクセル・ボリューム (g_x, g_y, g_z) の大きさと与えられる。

【0295】ここで、輝度の分布が、“腫瘍” の領域では小さく、“正常組織” と “境界” では大きな値になることを考慮して、第1段階における特徴量演算工程に用いられる所定の統計量には、各ボクセルに対する輝度分散 v が含まれていることに注目して式(2-6)を適用している。

*に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の

【0, 1】区分の確率分布として表現する工程である。

【0286】ここで、特徴量演算工程で用いられる所定の統計量は、各ボクセルに対する輝度平均値 u 、各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z)、幾何学的な中心の距離 d 、各ボクセルに対する輝度分散 v の4つのパラメータを含んでいる。

【0287】輝度平均値 u は、

10※の統計量を、各ボクセルに対する輝度平均値 u を式(2-1)で定義している。その結果、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い “腫瘍” (tumor、以下添字は t)、輝度の高い “正常組織” (normal tissue、以下添字は n)、そして両者の “境界” (boundary、以下添字は b) を識別できるようになる。

【0290】各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は、

★な中心の距離 d は、

☆界” の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ、注目画素は “境界” であれば距離が大きく、逆に “正常組織” であれば距離が小さい値となることから、式(2-2)～式(2-4)、及び式(2-5)を適用し、第1段階における特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を、少なくとも、各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d とに基づいて決定している。

【0294】各ボクセルに対する輝度分散 v は、

【0296】輝度平均 u は、“腫瘍” 領域では小さく、“正常組織” の領域では大きいと考えられる。また、“境界” 領域ではその中間の値をとると考えられる。

【0297】一方、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値は、“正常組織” の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられるが、“境界” の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられる。なお、“腫瘍”

の領域では輝度の低い部分と輝度のやや高い雑音的な部分が混在することがあるので、 d の値は“正常組織”の d 値とオーバーラップする部分があるが、“境界”の d 値より小さい傾向がある。

【0298】一方、輝度の分布 v は、“腫瘍”の領域では小さく、“正常組織”と“境界”では大きな値になると考えられる。図6は輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の概念図を2次元的に示すものである。すなわち、注目画素は“境界”であれば d が大きく、逆に“正常組織”であれば d が小さい値となる。

【0299】本実施形態の腫瘍抽出過程の第1段階では、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の自動作成を行う。メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を取得した3次元ボクセル・データ16a毎に作成することにより、システム環境に依存せず腫瘍の領域を安定に抽出できることが期待される。メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ は、ボクセル・データに対する3次元LoG (Laplace of Gaussian) フィルタの出力、すなわち0より大きい。ゼロ・クロッシング点及び0より小さい3つの領域における各特徴量分布のヒストグラムから計算される。図7にメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の作成の手順(フロー)を示す。

【0300】図7に示すように、第1段階におけるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 自動生成工程は、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)によるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の自動作成処理であって、特徴量演算工程に続いて、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を備えたファジィ推論工程に基づいて統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する処理である。

【0301】メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の作成に用いるボクセルは、次式で表される3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ) $g(r)$ (後述する式(2-9))の出力から求める。

【0302】LoGフィルタは1種の2次微分フィル

*タ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている。このフィルタを用いると、境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差

(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。

【0303】本実施形態の腫瘍抽出過程では、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類する。

【0304】各ボクセルの“腫瘍”、“正常組織”、及び“境界”の3つのクラスに属するグレード μ_t, μ_n, μ_b は第1段階で計算されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ と後述する式(2-7)のようなファジィ・ルールから計算される。

【0305】そこでファジィ推論工程は、ファジィ推論によるグレードの計算を実行し、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u$ 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d$ 及び輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ とファジィ・ルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、“腫瘍”のクラス $R1$ に属するグレード t 、“正常組織”のクラス $R2$ に属するグレード n 、“境界”のクラス $R3$ に属するグレード b の3つのグレード $\{t, n, b\}$ を用いてクラス分けを実行する処理である。

【0306】ここでファジィ・ルールは、if the n else条件文形式で表されたルールで記述されている。ファジィ・ルール(式(2-7))を以下に示す。

【0307】

```
R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small)
      then the voxel is "tumor",
R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large)
      then the voxel is "normal tissue",
R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium)
      then the voxel is "boundary" ...
```

式(2-7)

また、ファジィ推論工程で用いられるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)は、メンバ

シップ関数決定工程において生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u$ 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関

数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d$ 、輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ の3つを少なくとも含んでいる。

【0308】またファジイ推論工程では、第1論理工程と第2論理工程とを実行する。

【0309】第1論理工程は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u$ 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d$ 及び輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) に基づいて各ボクセルにおける特徴量の各々 $\{u, d, v\}$ に対する3つのクラスに属するグレード $\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v$

$$R1: \mu_t = \min(\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v),$$

$$R2: \mu_n = \min(\mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v),$$

$$R3: \mu_b = \min(\mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v) \quad \dots \text{式}(2-8)$$

ただし、 $\min(a_1 | a_2 | a_3 | a_4)$ は a_1, a_2, a_3, a_4 の中から最小値を選択する演算で表現される。

【0313】図16(a)、(b)、(c)は、図9(a)に示された悪性腫瘍(画像サイズ: 128×128×128ボクセル)のボクセル・データ16aに対して本ファジイ推論機構を適用して得られた“腫瘍”、“正常組織”、“境界”という3つのクラスに対するグレードを表す画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ である。輝度の高い領域がそれぞれのグレードの高いことを示している。

【0314】これにより、式(2-7)に示した `if then else` 条件文形式で表されたルールにおける“`if ~ then`”の条件文中の“`and`”論理演算は「ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる」ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる。

【0315】メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 自動生成工程は、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺301組織の状態に起因して、乳腺301超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$

($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) をボクセル毎に3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力に基づいて自動作成する処理である。

【0316】すなわち、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)を用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点

* $| v, \mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v$ の各々を求める処理である。

【0310】第2論理工程は、グレード $\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v, \mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v$ の各々の値に基づいて、ファジイ推論の機構に入力して各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定するアナログ値 μ_t 、“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める処理である。

【0311】ファジイ推論機構は、式(2-8)で表される。

【0312】

を結び、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) の自動作成が可能となる。

【0317】またメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 自動生成工程は、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) の作成に用いるボクセルを、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ) $g(r)$ で表される3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力から求める3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)処理と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する境界抽出処理と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力が正値を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する腫瘍抽出過程と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する正常組織抽出処理と、腫瘍抽出過程において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張・収縮処理と、膨張・収縮処理の前後で共に“境

界”に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値 u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d 及び輝度分散 v の3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算するボクセル選別・特徴量計算処理と、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ *

$$g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{(2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^3\} \cdot \exp\{-r^2/2\sigma^2\}$$

…式(2-9)

ただし、 r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で定義されている。

【0320】図8は、球によって腫瘍をモデル化したシミュレーション・ファントムに3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけた出力の中心を通るプロファイルを示したものである。輝度の低い球の内部は正值、輝度の高い球の外は負値となっていることが分かる。なお、この場合の標準偏差は $\sigma=5$ である。

【0321】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)によるクラス分けでは、式(2-9)における分散 σ^2 によって抽出される領域が変化する。分散が小さければ、細かい変動に敏感になるが、雑音の影響を受けやすい。分散が大きければ、細かい変動に影響されないが、抽出される領域は大雑把なものとなる。自動抽出するためには、適正な σ^2 を検討する必要がある。

【0322】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)処理を実空間でのコンボリューションで行うと、処理時間が膨大になってしまうという実用的な問題がある。そこで、本実施形態の腫瘍抽出過程では、FETを用いることで処理の高速化を図る。

【0323】このような3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)処理を設けることにより、クラス分けされた“腫瘍”ボクセル、“正常組織”ボクセルすべてに対して3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算できるようになる。また、膨張・収縮処理前後とともに“境界”とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算することで、“境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った“境界”ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0324】ボクセル選別・特徴量計算処理は、膨張・収縮処理の前後で共に“境界”に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値 u (第1の特徴量)、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d (第2の特徴量)、輝度分散 v (第3の特徴量)の3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算する。

【0325】メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメン

* $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求めるメンバシップ関数決定工程とを実行する。

【0318】ここで3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ) $g(r)$ は、式(2-9)で表される。

【0319】

バシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)を求める。

【0326】本実施形態の腫瘍抽出過程で定義される特徴量輝度平均値、輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び輝度分散について、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つのクラスに属する“らしさ”を示すメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を求める必要がある。そこで、前述したように、ボクセル・データに対して3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つの領域に分類する。

【0327】しかし、ここで得られたボクセルの領域には誤って分類されたボクセルが含まれるため、“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮(Dilation & Erosion)処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”ボクセルや“境界”ボクセルを除去し、また、“腫瘍”と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。このために、本実施形態では、Rician関数 $P_A(x)$ によるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の近似を実行している。

【0328】図9(a)は悪性腫瘍(画像サイズ:128×128×128ボクセル)のボクセル・データ16aにおける zx 平面の1断面を示している。中心に見られる輝度の低い領域が腫瘍(癌)、周囲の輝度の高い部分が正常組織である。図9(b)はそれに対する $\sigma=5$ の3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力を示している。図9(b)の中の黒い領域が“腫瘍”領域であり、グレイの領域が“正常組織”、また、白い線がゼロ・クロッシング点である“境界”である。図9(b)に示されるように3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)によって出力された“腫瘍”の領域の内部に腫瘍ではないが輝度の低い領域がはいっており、“腫瘍”領域自身も“正常組織”に浸食して分類されていることが分かる。図9(c)は、“腫瘍”の領域のすべてに対して膨張・収縮処理工程を行った後の画像である。図9(b)と図9(c)を比較すると、ボリュームの小さい領域や正常組織への浸食が除去されていることが分かる。

【0329】このような処理によってクラス分けされ

た”腫瘍”ボクセル、”正常組織”ボクセルのすべてに対して3つの特徴量を計算する。”境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ないので、誤った”境界”ボクセルはできる限り除外する必要がある。そこで膨張・収縮処理前後でともに”境界”とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算する。

【0330】メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ としては、クラス分けされたボクセルから計算された特徴量の確率密度係数を利用するというのがひとつの考え方であるが、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ（3次元LoGフィルタ）によるクラス分けは不十分であり、誤*

$$P_A(x) = x/\sigma^2 \cdot \exp\{(-x^2 + \sigma^2)/\sigma^2\} \cdot I_0(xs/\sigma^2) \quad \text{…式(2-10)}$$

ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数である。

【0333】Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh（レーリー）分布関数（図10）となり、 s/σ が大きくなるとGaussian（ガウス）分布関数に近づく（図10参照）。超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。

【0334】一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い”腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、”境界”や”正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数（ガウス分布関数）となることが予想できる。

【0335】そこで、3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の諸量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度平均値 u のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ （ $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ ）については”腫瘍”をRayleigh分布関数で近似し、その他の”正常組織”と”境界”をGaussian関数で近似できるようになる。

【0336】図11は”腫瘍”、”正常組織”、”境界”に属するボクセルについての輝度平均値のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を示す。同図より、両者はよく一致していることが分かる。

【0337】図12は、特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のヒストグラムである。特徴量

＊ってクラス分けされたボクセルが含まれていることを考慮する必要がある。

【0331】図10は、Rician関数のグラフである。超音波像の輝度の確率密度係数は、次式で表されるRician関数 $P_A(x)$ で表されることが知られている。そこで本実施形態では、メンバシップ関数決定工程における3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の諸量に対する確率密度係数をRician関数 $P_A(x)$ で定義している。ここでRician関数 $P_A(x)$ は、式(2-10)で与えられる。

【0332】

$\{u, d, v\}$ における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d については、”正常組織”及び”腫瘍”領域では小さく、”境界”領域では大きくなる傾向がある。図12に示した輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のヒストグラムから分かるようにいずれについてもGaussianよりもRayleigh分布の方が近似はよい。そこで、特徴量 d （輝度の重心と幾何学的な中心の距離）のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ はRayleigh分布で近似する（図14参照）。

【0338】特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、図13にそのヒストグラムを示す。同図のようにRayleigh分布の方が近似はよい。そこで、輝度分散 v のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ はRayleigh分布で近似する。

【0339】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ（3次元LoGフィルタ）の出力によってクラス分けされたボクセルからヒストグラムを計算すると、誤って分類されたボクセルの影響で、それぞれで仮定したRayleigh分布やGaussianと異なった分布をとるようになる。その一例として、特徴量 d （輝度の重心と幾何学的な中心の距離）の”境界”について求められたヒストグラムと近似された。

【0340】このように、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ （ $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ ）はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0341】同様の主旨で、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ （ $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ ）はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0342】そこで本実施形態では、輝度平均値 u に対

するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を、“腫瘍”についてはRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似する。

【0343】これにより、Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックル・パターンが現れ、輝度変動は次式

10 示されるRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。

【0344】一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を求める場合、輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を、“腫瘍”についてはRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似し、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。

【0345】すなわち、第1特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度平均値 u のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) については“腫瘍”をRayleigh分布関数で近似し、その他の“正常組織”と“境界”をGaussian関数で近似できるようになる。このようにRayleigh分布あるいはGaussianでメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を近似することによって、誤って分類されているボクセルの影響を軽減できると考えられる。

【0346】また、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似することにして

【0347】これにより、Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、

s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックル・パターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。

【0348】一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を求める場合、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0349】すなわち、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0350】また輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似することにして

【0351】これにより、Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックル・パターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離

れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。

【0352】一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対し、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を求める場合、輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を、Rayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0353】すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) をRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0354】次に、本実施形態の腫瘍抽出過程の第2段階の各処理を詳述する。

【0355】第2段階では前節で求めたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を利用して、ファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う。図15は、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を利用してファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う第2段階の処理フローである。

【0356】まず、ファジイ推論によって3つのクラスのグレード $\{t, n, b\}$ を表す画像を作成する。すなわち、輝度の低い“腫瘍”(tumor)、輝度の高い周辺の“正常組織”(normal tissue)、そして、両者の“境界”(boundary)である。次に、弛緩法によってデファジイを行い、すべてのボクセルを3つのクラスに分ける。以下に、各処理における処理を説明する。

【0357】第2段階におけるファジイ推論工程は、自動抽出する処理に続いて、生成されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) 及びファジイ・ルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする処理である。

【0358】ここで、ファジイ推論工程は、各ボクセルが、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”である“らしさ”の度合いを求め、この求めた“らしさ”の度合い

に応じたクラス分けを実行する。

【0359】すなわち、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類されたボクセルには、誤って分類されたボクセルが含まれる可能性がある。そこで、このようなファジイ推論工程を設けることにより、“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”ボクセルや“境界”ボクセルを除去し、また、“腫瘍”と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。これにより、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定する処理を実行できるようになる。

【0360】次に、これらの3つの属性に関するグレード $\{t, n, b\}$ の画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ(非ファジイ化)処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けする。本実施形態では、腫瘍と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【0361】そのため、第2段階において、ファジイ推論工程に続くデファジイ工程は、ファジイ推論工程に続いて、弛緩法によるクラス分類する処理であって、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う処理と、前処理に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う処理とを含んで構成されている。

【0362】ここでデファジイ工程における、弛緩法(Relaxation Method)に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う処理は、各ボクセルにおける特徴量の各々 $\{u, d, v\}$ に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく非ファジイ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けを実行する際に、以下の規則(1)～(3)に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【0363】規則(1)

注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しないと定義する。

【0364】規則(2)

注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接すると定義する。

【0365】規則(3)

注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しない。これにより、3つの属性に関するグレード $\{t, n, b\}$ の画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ(非ファジイ化過程)処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けできるようになる。

【0366】更に詳しく、デファジイ工程を説明する。

81

【0367】図17にデファジイ工程のフローを示す。デファジイ工程における、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は、ラベル付け工程（ステップS1、S2、S7）、ラベル数計算工程（ステップS3、S4、S5）、並列反復工程（ステップS6→S7→S8→S9→S2→…）を含んでいる。

【0368】ここでラベル付け工程（ステップS1、S2、S7）は、“腫瘍”のグレード{t}を示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレード{n}を示す画像 μ_n 、または“境界”のグレード{b}を示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいて、すべてのボクセルに対するラベル付けを行う工程である。

【0369】またラベル付け工程（ステップS1、S2、S7）は、局所的な制約条件（ステップS6）によって生じる矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレード{t}を示す画像、“正常組織”のグレード{n}を示す画像、または“境界”のグレード{b}を示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程（ステップS7）を含んでいる。

【0370】ここで更新工程（ステップS7）は、並列反復工程（ステップS6→S7→S8→S9→S2→…）実行時に用いられる局所的な制約条件（ステップS6）によって矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレード{t}を指示する画像、“正常組織”のグレード{n}を指示する画像、または“境界”のグレード{b}を指示する画像の値を、条件を満たすように徐々に更新する工程である。

【0371】本実施形態の腫瘍抽出過程におけるメンバーシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) は、乳腺超音波像のボクセル・データ16aに対する3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ（3次元LoGフィルタ）の出力、すなわち正・負値及びゼロ・クロッシングの3つの領域について、本実施形態の腫瘍抽出過程で用いた各特徴量、そして輝度の重心のずれのそれぞれのヒストグラムをRayleigh分布関数とGaussian関数で近似することによって自動生成されている（ステップS1）。そして、作成されたメンバーシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) とファジィ・ルールからなるファジィ推論機構を用いて、ボクセル・データ16aに関する3つのクラスに属するグレードを表す画像を求め、そこから弛緩法の考え方を利用したデファジイ処理によって腫瘍の領域を徐々に修正しながら最終的に確定する。

【0372】ここで、すべてのボクセルは、“腫 *

R1: if $N_t > 1$ and $N_b \geq 2$ and $N_n = 1$
then $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$

R2: else if $N_n > 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_t = 1$

82

* 瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる（ステップS2）。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し（ステップS4）、局所的な制約ルールに入力する（ステップS6）。

【0373】更に、局所的な制約条件（ステップS6）によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的（ステップS2→…S9→S2→…）に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する（ステップS11）。

【0374】またラベル数計算工程（ステップS3、S4、S5）は、前述のラベル付け工程（ステップS1、S2、S7）に続いて、注目しているボクセル（注目ボクセル）に連結する（連続して連なる） $3 \times 3 \times 3$ （ボクセル）の領域（3次元領域）内に存在する“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれ計算する工程である。

【0375】また並列反復工程（ステップS6→S7→S8→S9→S2→…）は、ラベル数計算工程（ステップS3、S4、S5）で算出したラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ の各々を局所的な制約ルールに入力する処理（ステップS5→S6）を、3次元画像を構成するボクセルに対して並列的に反復する工程である。

【0376】これにより、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる（ステップS10、S11）。

【0377】次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数 $\{N_t, N_n, N_b\}$ をそれぞれに計算し（ステップS5）、局所的な制約ルールを入力する。更に、局所的な制約条件（ステップS6）によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, μ_n, μ_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

【0378】また並列反復工程（ステップS6→S7→S8→S9→S2→…）で用いられる局所的な制約ルールを、if then else条件文形式で表された以下のルール（式（2-11））で規定している。

【0379】



```

      then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_n \geq 1$  and  $N_b \geq 1$ 
      then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
      then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow,$ 
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
      then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow,$ 
R6: else
      then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow,$ 

```

……式(2-11)

(ただし、 $A \uparrow$ はAの値にある定数Cを加えること($A + C$)を意味する演算子、 $A \downarrow$ はAの値から定数Cを減すること($A - C$)を意味する演算子)

また、R4及びR5中の定数12は、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域において N_n と N_t の差がかなり大きいことを意味する数値であり、この値そのものはデファジイ結果を人間が見て最適となるよう、試行錯誤的に求めたものである。本実施形態の腫瘍抽出過程の適用処理では、(2-11)式における記号 $\uparrow \downarrow$ の増減定数 $C = 0.25$ としており、値が1.0を超えたときには1.0に、また0.0より小さくなったときには0.0

【0380】具体的には、各ボクセルについてR1～R6は順番に処理され、どれかが成立した場合には後のルールは無視される。また、このデファジイ処理は並列的に繰り返し行われ、全ボクセル・データ16aに対する μ_t, μ_n, μ_b の変化量の合計がある閾値以下となったときに終了する。この時点で、各ボクセルに対して μ_t, μ_n, μ_b の中で最大の値をとる要素がそのボクセルの属性として決定される結果、最終的に各ボクセルに“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”のいずれかの要素を割り当てることになる。

【0381】また、周囲ボクセルの持つ“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のいずれかの要素を割り当てている。従って、例えば、あるボクセルの“境界”に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても、周囲に“腫瘍”(あるいは“正常組織”)に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合、そのボクセルの“腫瘍”(あるいは“正常組織”)であるグレード μ_t (あるいは μ_n)は反復処理によって大きく、“境界”と“正常組織”(あるいは“腫瘍”)に属するグレード μ_b と μ_n (あるいは μ_t)はより小さく変更されていく(R3, R5参照)。

【0382】逆に、あるボクセルの“境界”らしさのグレード μ_b が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の“境界”、1つ以上の“腫瘍”らしさのグレード μ_t と“境界”らしさのグレード μ_b と“正常組織”らしさのグレード μ_n の大きいボクセルがあれば、そのボクセルの“境界”らしさのグレード μ_b はより大きな値に、“腫瘍”らしさのグレード μ_t と“境界”らしさのグレード μ_b と“正常組織”らしさのグレード μ_n はより

10 小さな値に更新されていく(R1参照)。

【0383】3つのクラスに分類されたボクセル・データ16aに対して、ボクセルの連結性によって腫瘍領域のみを抽出する。本実施形態の腫瘍抽出過程で処理するボクセル・データ16aのROI(Region of interest)に存在する腫瘍領域が“正常組織”によって囲まれている閉領域であり、また、その領域の中に誤ったクラスに分類されている“正常組織”を含む場合がある。そこで、対象となるROIにおける腫瘍の領域が次のようなルールで決定される。

20 【0384】すなわち、処理(1)ボクセル・データ16aの全体が“正常組織”によって囲まれると仮定して、その外回りの“正常組織”の任意の1つのボクセルから出発し、ある1つの“腫瘍”のボクセルを探索する。

【0385】処理(2)探索された1つの“腫瘍”のボクセルに連結している“腫瘍”ボクセルをすべて探索して、それらのボクセルを“腫瘍1”とラベル付ける。

30 【0386】処理(3)処理を処理(1)に戻して、“腫瘍1”、“腫瘍2”…、“腫瘍n”のように腫瘍の領域をラベリングする。この処理を終了すれば、次の処理に移る。

【0387】処理(4)ラベリングされた“腫瘍k”(k=1, 2, 3…, n)について、ボリュームの大きさが大から小までの順にならべて、球と仮定する場合その直径が2mm以下のものをノイズとして切り捨て、残された“腫瘍”の中で重心がROIの中央に一番近いものを最終的に“腫瘍”として決定する。

40 【0388】図18(a)は、図16(a), (b), (c)に示された3つの属性に関するグレード{t, n, b}の画像{ μ_t, μ_n, μ_b }をデファジイすること(デファジイ工程を実行すること)によってクラス分けされた画像である。輝度の最も高い領域が“境界”、暗い領域が“腫瘍”、そして中間の輝度の領域が“正常組織”である。図18(b)はボクセル連結性によって最終的に決定された腫瘍の領域の境界とボクセル・データ16aの断面とを重ねた画像である。また、図18(c)は本実施形態の腫瘍抽出過程により抽出した腫瘍の表面形状の3次元像である。腫瘍表面の3次元表示像は、抽出した境界の各ボクセルを中心とする近傍の $5 \times 5 \times 5$ のボクセルを用いて、最小2乗法によって近似さ

0

0

0

れた平面にランバート・シェーディングなる陰影手法を適用したものである。同図を観察すると、悪性腫瘍表面の不整の様子が良好に表示されていることが分かる。

【0389】小型(約 $2.8 \times 2.2 \times 1.5 \text{ cm}^3$)・重量(17.0g)の交流磁界位置センサ131を超音波超音波式プローブ121に取り付けることにより、検者が日常の診断と同じように手で超音波式プローブ121を走査しながら、3次元超音波画像データ15bを収集することができた。悪性腫瘍16例、良性腫瘍(線維腺腫)11例に適用したところ、いずれも良好な腫瘍の抽出ができており、本手法の有効性が示唆された。

【0390】以上、本実施形態の腫瘍抽出過程を要約すると、特徴量演算工程が、3次元のボクセルの各々に対して、3次元ボクセル・データ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布を、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) の[0, 1] 区分の確率分布として表現する処理を実行する。またメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 自動生成工程が、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を備えたファジイ推論過程に基づいて、特徴量演算工程で求めた統計量の分布をまとめて腫瘍の領域を自動抽出する処理を実行する。これにより、ボクセル・データに対して3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LOGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) を求めることができるようになる。1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LOG(Laplace of Gaussian関数)フィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LOGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画

像処理) できるようなメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$) の自動作成が可能となる。またファジイ推論工程が、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 自動生成工程で求めたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ 自動生成工程を実行した際に生成されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ ($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)、及びファジイ・ルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする処理を実行する。デファジイ(Defuzzify)処理は、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して実行し、この処理(非ファジイ化過程の処理)に続いて、各ボクセルを、"腫瘍"、"正常組織"または"境界"のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う処理を実行する。このようなファジイ推論工程とデファジイ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジイ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類できるようになる。その結果、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような、簡便な超音波3次元画像から、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域(文中の"腫瘍")を高い精度で発見でき、悪性腫瘍(癌)の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。

【0391】[悪性腫瘍自動識別過程] 次に、図面に基づき、乳癌検診システム50の後処理である悪性腫瘍自動識別過程(乳腺腫瘍の自動識別アルゴリズム)の一実施形態を説明する。図19は、本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の処理フローである。

【0392】本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程は、乳癌検診システム50の後処理である腫瘍抽出過程に続くプロセスであって、乳腺301のMRI画像や超音波画像等の2次元断層画像(超音波断層画像データ121a)から3次元画像のデータの形態であるボクセル・データ16aに基づいて、組織間の境界を抽出して正常組織の中から乳癌組織を発見する病理診断支援システムに適応可能な手法であって、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)、腫瘍診断工程(ステップP20)を中心とする論理構成になっており、前述したような乳癌検診システム50を構成するPCなどのCPUで実行可能なプログラムコードで記述されている。

【0393】悪性腫瘍自動識別過程のプログラムコードは、PC内の記憶装置(例えば、EEPROM等の半導体記憶デバイス、磁気ディスク等の磁気記憶手段、MO

等の磁気光記憶手段)に保持され、適時読み出されて実行されても良いし、また、フロッピーディスク等にプログラムコードとして保持された状態でPCに読み込んで実行されても良いし、あるいは、ネットワークを経由してネットワーク機器からダウンロードされて実行されても良い。

【0394】本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程では、前述の乳腺腫瘍の自動抽出法によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価する。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いて行われる。それによって、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。

【0395】乳腺腫瘍診断の最大の特徴は、良性または悪性の鑑別が格段でくことであり、その中で1cm以下の小さな乳癌の判別診断が最も重要である。また良性腫瘍(線維腺腫)は、その輪郭形状が円形ないし楕円形などのような“整かつ平滑”である。

【0396】一方悪性腫瘍(癌)は輪郭形状が蟹形や星形などのような“不整かつ凹凸性状”を呈する。通常の超音波検査技術では、断層画像(超音波断層画像データ121a)におけるこのような幾何学的な形状の特徴がよく用いられるが、腫瘍がまだ小さいときは、断層画像(超音波断層画像データ121a)の観察だけではその腫瘍が悪性のものなのか良性のものなのかを把握しにくい場合がある。

【0397】そこで本実施形態では、悪性腫瘍(癌)はその表面形状が良性腫瘍(線維腺腫)のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍(線維腺腫)より大きいことを利用する。そこで表面形状の凹凸不整を定量化(ステップP10)するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータ(腫瘍形状判定パラメータ γ)を定義する(ステップP13)。球体の場合で正規化(ステップP14)した表面積と体積の比の腫瘍形状判定パラメータ γ (= $\text{Surface}^3/\text{Volume}^2$ ratio, S/V ratio)は、悪性腫瘍(癌)が良性腫瘍(線維腺腫)より高値を示すことになる。

【0398】このために腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図19に示すように、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積 S (ステップP11)、体積 V (ステップP12)を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ を計算する(ステップP13)論理構成となっている。

【0399】ここで腫瘍形状判定パラメータ γ は、 $\gamma = (S^3/V^2) / \kappa$, κ =定数 …式(3-1)で定義されている。定数 κ は、腫瘍の形状が球のとき γ

が1となるように正規化(ステップP14)するためのものであって、具体的には、 $36/\pi$ としている(ステップP14)。

【0400】乳癌検診システム50における乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する。抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比である S/V ratioをパラメータとして利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化している。更に加えて、良悪性の両者に対してこの S/V ratio(所定の閾値)を用いて両者のグループ分け(ステップP21)を行う。

【0401】具体的には、この腫瘍形状判定パラメータ γ を臨床応用によって抽出した悪性腫瘍(癌)16例、良性腫瘍(線維腺腫)11例の結果に適用した評価結果、及び良悪性の両者に基づいて、この腫瘍形状判定パラメータ γ を S/V ratio ≈ 4 (=所定の閾値)に設定している(ステップP21)。

【0402】このために腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ ($\gamma = (S^3/V^2) / \kappa$)を計算する。腫瘍の表面が滑らかであれば腫瘍形状判定パラメータ γ は小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば腫瘍形状判定パラメータ γ は大きな値になる。

【0403】そこで、図19に示すように、この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて形状判定工程(ステップP21)を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータ γ が所定の $(S/V$ ratio)未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する(ステップP23)一方、閾値 $(S/V$ ratio)以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する(ステップP22)。

【0404】また、図19に示すように、形状判定工程(ステップP21)を実行することにより、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する。

【0405】乳癌検診システム50における腫瘍表面の3次元表示は、前述したように、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0406】腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図19に示すように、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程(ステップP12)を実行している。

【0407】算出した腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ ($\gamma = (S^3/V^2) / \kappa$)

$V^2)/k$ を計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて前述の形状判定工程(ステップP21)を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する(ステップP21)。形状判定工程(ステップP21)に続いて腫瘍診断工程(ステップP20)を実行し、表面判定結果に応じて腫瘍が良性なのか、悪性なのかを診断する(ステップP21→P22、またはP21→P23)。

【0408】腫瘍体積算定工程(ステップP12)は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システム50を構築できる。

【0409】また腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図19に示すように、第1工程(ステップP111)と第2工程(ステップP112)とを基本構成とする腫瘍表面積算定工程(ステップP11)を実行している。

【0410】腫瘍表面積算定工程(ステップP11)は、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作ると共に、この3つの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を表面積とする工程である。

【0411】すなわち、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に腫瘍体積算定工程(ステップP12)を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に腫瘍表面積算定工程(ステップP11)を設けることにより、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成する。また第1工程(ステップP111)に続いて第2工程(ステップP112)を実行することにより、隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を腫瘍の表面積として算出する(ステップP11)。更に加えて、この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて前述の形状判定工程(ステップP21)を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する(ステップP21)。形状判定工程(ステップP21)の結果に応じて、ステップP22、P23を実行し、表面判定結果に応じて腫瘍が良性なのか、悪性なのかを診断する。

【0412】第1工程(ステップP111)や第2工程(ステップP112)を含むこのような腫瘍表面積算定工程(ステップP11)は、ボクセルを基本単位とする

計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システム50を構築できる。

【0413】腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続く腫瘍診断工程(ステップP20)は、図19に示すように、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)が計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合(ステップP21の<)に腫瘍の表面が滑らかであると判定し、閾値以上である場合(ステップP21の≥)に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する論理構成となっている。

【0414】腫瘍診断工程(ステップP20)は、形状判定工程(ステップP21)の結果に応じて、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し(ステップP23)、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断(ステップP22)する論理構成となっている。

【0415】本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程では、乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価した。腫瘍表面の3次元表示は、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができた。また、抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比($S/V \text{ ratio}$)の腫瘍形状判定パラメータを利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化(ステップP10)した。

【0416】この腫瘍形状判定パラメータを本臨床応用によって抽出した悪性腫瘍(癌)16例、良性腫瘍(線維腺腫)11例の結果に適用した評価結果、及び良悪性の両者に対してこの腫瘍形状判定パラメータは $S/V \text{ ratio} \approx 4$ で両者のグループ分け(ステップP21)ができたことを以下に示す。

【0417】図20は、本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の有効性を検証するための各種のケースを示している。本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の有効性を検証するために、臨床応用データとして、図20に示される悪性16例(図中のケース(1)～ケース(16))、良性11例(図中のケース(17)～ケース(27))が用いられた(悪性・良性の判定は、図中「症状」欄に記載されている)。図20に示されたように、被検者の年齢構成(図中「年齢」)は25歳～77歳である。また、腫瘍の大きさ(図中「大きさ[cm]」)は0.5cm～1.8cmである。

【0418】図20に示されている臨床データへの適用結果は、いずれも良好に抽出することができたが、そのうちの悪性5例、良性5例についてそれぞれ図21～図25と、図26～図30に示す。

【0419】図21～図30の各々の図(a)は、ボク

セル・データ16aのzx平面についての1断面の断層画像(超音波断層画像データ121a)と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像である。図21～図30の各々の図(a)より良好な腫瘍の領域が検出されることが分かる。

【0420】図21～図30の各々の図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【0421】図21(b)～図25(b)より、悪性腫瘍(癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整としてよく認識され、癌の周囲への浸潤の様子がよく観察される。

【0422】また、図26～図30の各々の図(b)より、良性腫瘍(線維腺腫)の特徴である腫瘍の表面が平滑であることが明瞭に抽出されていることが分かる。このように、本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程によって乳腺腫瘍の領域が良好に検出され、腫瘍表面の3次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えることとなった。

【0423】図31は、式(3-1)を腫瘍抽出過程で抽出された腫瘍に適用して計算した結果を示している。前述したように、腫瘍の表面が滑らかであれば腫瘍形状判定パラメータは小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば腫瘍形状判定パラメータは大きな値になる。式(3-1)を前述の腫瘍抽出過程で抽出された腫瘍に適用して計算した結果を図31に示す。

【0424】図32は、算出した腫瘍形状判定パラメータと求めた腫瘍の体積の関係を示している。算出した腫瘍形状判定パラメータと腫瘍形状判定パラメータと求めた腫瘍の体積の関係を図32に示す。それによると、良性(線維腺腫)と悪性(癌)に対してこの腫瘍形状判定パラメータは顕著に異なる値(悪性の腫瘍形状判定パラメータ ≥ 4 、良性の腫瘍形状判定パラメータ < 4)を示しており、腫瘍形状判定パラメータ ≥ 4 で良悪性がグループ分け(ステップP21)される。このように、本腫瘍形状判定パラメータによって腫瘍の良悪性の定量的判別ができていることが分かる。

【0425】以上要約すれば、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて、球の場合で正規化(ステップP14)した表面積と体積の比のパラメータ S/V_{ratio} が悪性腫瘍(癌)が良性腫瘍(線維腺腫)より高値を示すことに注目して、腫瘍診断工程(ステップP20)を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合(ステップP21の<)に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合(ステップP21の \geq)に腫瘍の表面

が凹凸の性状を呈していると判定する(ステップP21)。腫瘍診断工程(ステップP20)を実行することにより、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し(ステップP23)、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する(ステップP22)。

【0426】その結果、悪性腫瘍(乳癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき、腫瘍表面の3次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。

【0427】すなわち、乳腺腫瘍の自動抽出システム(病理診断支援システム)によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。乳癌検診システム50における腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化(ステップP10)することによって乳癌診断を支援できるようになる。

【0428】腫瘍形状判定パラメータの算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システム50を構築できる。

【0429】

【発明の効果】請求項1に記載の第1課題を主として解決するための3次元画像取得過程によれば、プローブ手段には3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)が取り付けられているので、プローブ工程がスキニング中のプローブ手段の空間的な位置及び/または姿勢を測定して3次元位置センサ工程が被測定物体の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成できる。すなわち、プローブ手段に取り付けた3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)によって計測された位置データ(プローブ手段の座標データ)を用いて、プローブ手段を任意に走査して得られた一連の探針データをボクセル・データ16aに変換できるようになる。このような3次元画像取得過程は、非常に柔軟でデリケートな組織構造を有する乳腺のような被測定物体を探針してボクセル・データ16aを作成するようなアプリケーションに適している。すなわち、3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)を取り付けたプローブ手段を用いて取得されたエコーから乳腺(被測定物体)を抽出して、その3次元的な形状(3次元画像)から3次元的な表面形状から主要の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を

行う画像システムに最適な腫瘍診断方法を実現する前述の第1の目的を達成することができる。

【0430】また、第2課題を主として解決するための腫瘍抽出処理過程によれば、ボクセル・データ16aに対して3次元LoGフィルタをかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する“らしさ”を示すメンバシップ関数を求めることができるようになる。また、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。またファジィ推論工程とデファジィ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ（PC）程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような簡便なファジィ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスに分類できるようになる。その結果、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような、簡便な超音波3次元画像から、スベクル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。すなわち、3次元LoG（Laplace of Gaussian）フィルタを用いたメンバシップ関数の自動作成し、ファジィ推論並びに弛緩法を用いて、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスに分類し、その結果に基づいて、腫瘍の3次元領域の決定することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような簡便なファジィ推論アルゴリズムを提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第2の目的を達成することができる。

【0431】一方第3課題を主として解決するための腫瘍抽出処理過程では、悪性腫瘍はその表面形状が良性腫瘍のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍より大きいことを利用することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する。その結果、悪性腫瘍（癌）の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき、腫瘍表面の3次元表示画像が

ら良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。すなわち、乳腺腫瘍の自動抽出システム（病理診断支援システム）によって得られる腫瘍の領域を3次的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化することによって乳癌診断を支援できるようになる。腫瘍形状判定パラメータの算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。すなわち、超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した（良性や悪性）腫瘍の表面積Sと体積Vの比のパラメータ $S/V \text{ ratio}$ を利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、生体のMRI画像や超音波画像等で構成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織（特に、乳癌組織（乳腺悪性腫瘍））を発見する病理診断支援システムに適応可能な腫瘍診断方法を、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような簡便な腫瘍診断方法を提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第3の目的を達成することができる。

【0432】請求項2に記載の3次元画像取得過程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、プローブ手段の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像（断層画像データ）と同時にプローブ手段の位置データ（プローブ座標データ＝位置データ（ $x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$ ））をプローブ手段の位置の補正データとして用いることで、トラッキング工程によって取得された超音波断層画像（断層画像データ）を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データに変換することができる。その結果、メカニカルにプローブ手段で乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の断層画像データを生成できるようになる。また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16a

とすることにより、取得した超音波断層画像（探針データ）を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ（ボクセル・データ16a）が生成できるようになる。

【0433】また請求項3に記載の3次元画像取得過程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、ブロープ手段の位置（ x_0, y_0, z_0 ）や姿勢（ ψ, θ, ϕ ）を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、断層画像データの座標（ $x, y, 0$ ）と同時にブロープ手段のブロープ座標データとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ をブロープ手段の位置の補正データとして用いることで、ブロープ手段に取り付けた交流磁界による3次元位置センサ手段（ブロープ姿勢検出センサ）によって取得された断層画像データの座標（ $x, y, 0$ ）を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データの座標（ x', y', z' ）に変換することができる。その結果、メカニカルにブロープ手段で乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の断層画像データの座標（ $x, y, 0$ ）を生成できるようになる。

【0434】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aの座標（ x', y', z' ）とすることにより、取得した超音波断層画像（探針データ）を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データの座標（ x', y', z' ）が生成できるようになる。

【0435】また請求項4に記載の3次元画像取得過程によれば、請求項2に記載の効果に加えて、ブロープ手段の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数（正弦関数 \sin や余弦関数 \cos 、及びこれらの四則演算）で表現された変換行列 $T[a_{ij}]$ をブロープ手段の位置の補正データとして用いることで、ブロープ手段に取り付けた交流磁界による3次元位置センサ手段（ブロープ姿勢検出センサ）によって取得された断層画像データの座標（ $x, y, 0$ ）を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ（PC）のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データの座標（ x', y', z' ）に変換することができる。その結果、メカニカルにブロープ手段で乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の断層画像データの座標（ $x, y, 0$ ）を小規模のハードウェアでも高速

・低コストで生成できるようになる。

【0436】すなわち、請求項2, 3, 4に記載の3次元画像取得過程によれば、3次元位置センサ手段（ブロープ姿勢検出センサ）を取り付けたブロープ手段を用いて取得されたエコーから乳腺（被測定物体）を抽出して、その3次元的な形状（3次元画像）から3次元的な表面形状から主要の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を行う画像システムに最適な腫瘍診断方法を実現する前述の第1の目的を達成することができる。

【0437】また請求項5に記載の腫瘍抽出処理過程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い“腫瘍”（tumor）、輝度の高い“正常組織”（normal tissue）、そして両者の“境界”（boundary）を識別できるようになる。

【0438】また請求項6に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアン・ラプラスフィルタを用いる結果、ボクセル・データ16aの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差（Zero crossing）が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。

【0439】また請求項7に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、クラス分けされた“腫瘍”ボクセル、“正常組織”ボクセルすべてに対して3つの特徴量を計算できるようになる。また、膨張・収縮処理前後で共に“境界”とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算することで、“境界”についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った“境界”ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0440】また請求項8, 9, 11, 12に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、3つの特徴量（第1乃至第3の特徴量）の各々に対する確率密度係数としてRician分布関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については“腫瘍”をRayleigh分布で近似し、その他の“正常組織”

0

0

0

と"境界"をGaussianで近似できるようになる。また、確率密度係数としてRician分布関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。また、第1特徴量に対する確率密度係数としてRician分布関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については"腫瘍"をRayleigh分布で近似し、その他の"正常組織"と"境界"をGaussianで近似できるようになる。また、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician分布関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。同様にメンバシップ関数決定工程は、輝度分散に対するメンバシップ関数を、レイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数としてRician分布関数を用いることにより、特徴量における輝度分散については、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0441】また請求項10に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、if then else条件文形式で表されたルールにおける"if then"の条件文中の"and"論理演算は「ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる」ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる。

【0442】すなわち、請求項5乃至12に記載の発明によれば、3次元LOG(Laplace of Gaussian)フィルタを用いたメンバシップ関数の自動作成し、ファジイ推論並びに弛緩法を用いて、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類し、その結果に基づいて、腫瘍の3次元領域の決定することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジイ推論アルゴリズムを提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第2の目的を達成することができる。

【0443】また請求項13に記載の腫瘍凹凸不整定量化工程によれば、請求項1に記載の効果に加えて、超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した(良性や悪性)腫瘍の表面積 S と体積 V の比のパラメータ S/V ratioを利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、生体のMRI画像や超音波画像等で構成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織(特に、乳癌組織(乳腺悪性腫瘍))を発見する病理診断支援システムに適用可能な腫瘍診断方法を、PC程度の計

算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便な腫瘍診断方法を提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第3の目的を達成することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の乳癌検診システムの基本構成を示すブロック図である。

【図2】Fasttrackトラッキング・システムの3次元空間座標系である。

【図3】図1の乳癌検診システムで実行される3次元画像取得過程の一実施形態を説明するフローチャートである。

【図4】図1の3次元画像取得過程で取得されるボクセル・データの作成結果の1例であり、同図(a)は、乳腺腫瘍の超音波断面画像であり、同図(b)は、ボクセル・データ中の zx 平面の一断面図である。

【図5】図1の乳癌検診システムで実行される腫瘍抽出過程のアルゴリズムを説明するためのブロック図である。

【図6】輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離の概念図である。

【図7】メンバシップ関数の作成の手順を示すフローである。

【図8】球によって腫瘍をモデル化したシミュレーション・ファントムに3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LOGフィルタ)をかけた出力の中心を通るプロファイルである。

【図9】同図(a)は悪性腫瘍(画像サイズ: $128 \times 128 \times 128$ ボクセル)のボクセル・データ16aにおける zx 平面の1断面を示しており、同図(b)はそれに対する $\sigma=5$ の3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LOGフィルタ)の出力を示しており、同図(c)は、"腫瘍"の領域のすべてに対して膨張・収縮処理工程を行った後の画像である。

【図10】Rician関数のグラフである。

【図11】"腫瘍"、"正常組織"、"境界"に属するボクセルについての輝度平均値のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図12】特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図13】特徴量における輝度分散のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図14】Rayleigh分布関数のグラフである。

【図15】メンバシップ関数を利用してファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う第2段階の処理フローである。

【図16】同図(a), (b), (c)は、図9(a)

に示された悪性腫瘍（画像サイズ：128×128×128ボクセル）のボクセル・データ16aに対して本ファジイ推論機構を適用して得られた“腫瘍”、“正常組織”、“境界”という3つのクラスに対するグレードを表す画像である。

【図17】デファジイ工程のフローである。

【図18】同図（a）は、図16（a）、（b）、

（c）に示された3つの属性に関するグレードの画像をデファジイすることによってクラス分けされた画像であり、同図（b）はボクセル連結性によって最終的に決定された腫瘍の領域の境界とボクセル・データ16aの断面とを重ねた画像であり、同図（c）は本実施形態の腫瘍抽出過程過程により抽出した腫瘍の表面形状の3次元像である。

【図19】本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の処理フローである。

【図20】本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の有効性を検証するための各種のケースを示している。

【図21】図20に示した第1のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図22】図20に示した第4のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図23】図20に示した第6のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図24】図20に示した第8のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図25】図20に示した第10のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図26】図20に示した第19のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図27】図20に示した第20のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断

面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図28】図20に示した第25のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図29】図20に示した第26のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図30】図20に示した第27のケースにおいて、同図（a）はボクセル・データのzx平面についての1断面の断面画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図（b）はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図31】式（3-1）を腫瘍抽出過程で抽出された腫瘍に適用して計算した結果を示している。

【図32】算出した腫瘍形状判定パラメータと求めた腫瘍の体積の関係を示している。

【図33】第1従来技術、第2従来技術の基本構成を示す図ある。

【図34】第4従来技術の基本構成を示すブロック図ある。

【図35】第5従来技術の基本構成を示すブロック図ある。

【符号の説明】

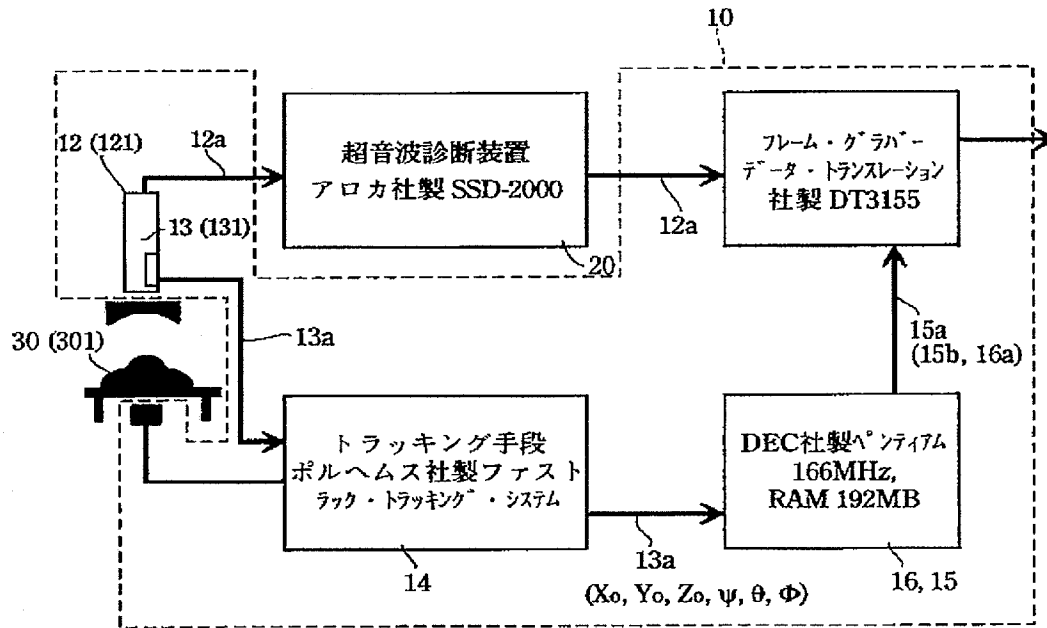
- 10…3次元画像取得手段
- 12…プローブ手段
- 121…超音波式プローブ
- 12a…探針データ
- 121a…超音波断面画像データ
- 13…3次元位置センサ手段
- 131…交流磁界位置センサ（プローブ姿勢検出センサ）
- 13a…プローブ座標データ
- 14…トラッキング手段
- 15…3次元座標変換手段
- 15a…3次元画像データ
- 15b…3次元超音波画像データ
- 16…3次元ボクセル・データ発生手段
- 16a…ボクセル・データ
- 20…超音波診断装置
- 30…被測定物体
- 301…乳腺
- 50…乳癌検診システム
- PC…パーソナルコンピュータ
- ψ…3次元位置センサ手段のプローブ手段に相対する方

位角

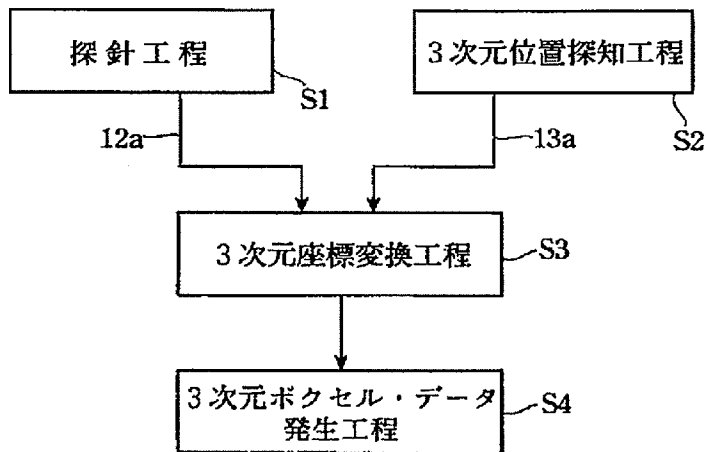
 θ …3次元位置センサ手段のプローブ手段に相対する仰角 ϕ …3次元位置センサ手段のプローブ手段に相対する横転角 $T[a_{ij}]$ …変換行列* a_{ij} …行列要素 $(x, y, 0)$ …探針データまたは超音波断層画像データの座標 (x', y', z') …3次元画像データまたは3次元超音波画像データの座標

*

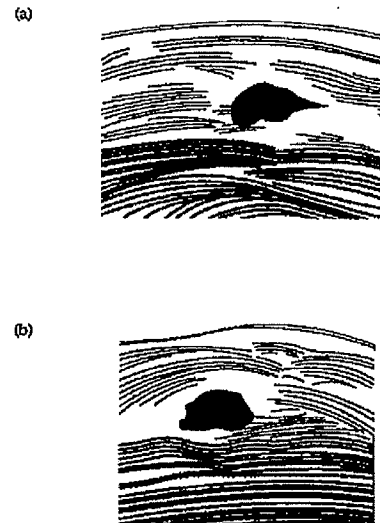
【図1】



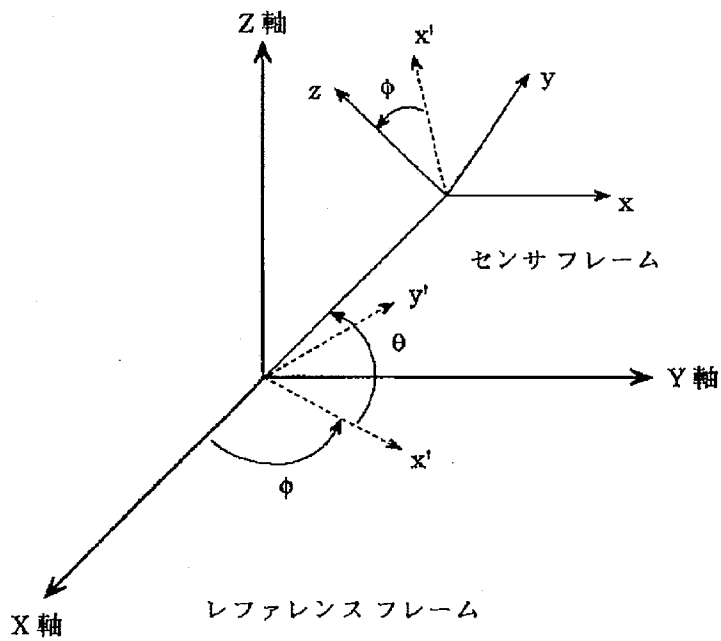
【図3】



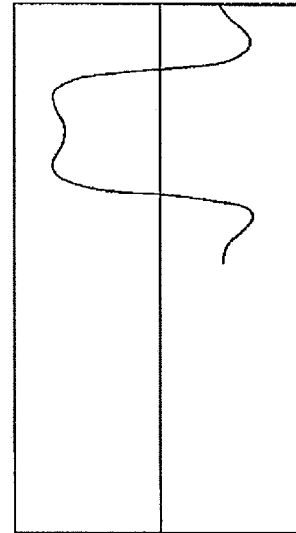
【図4】



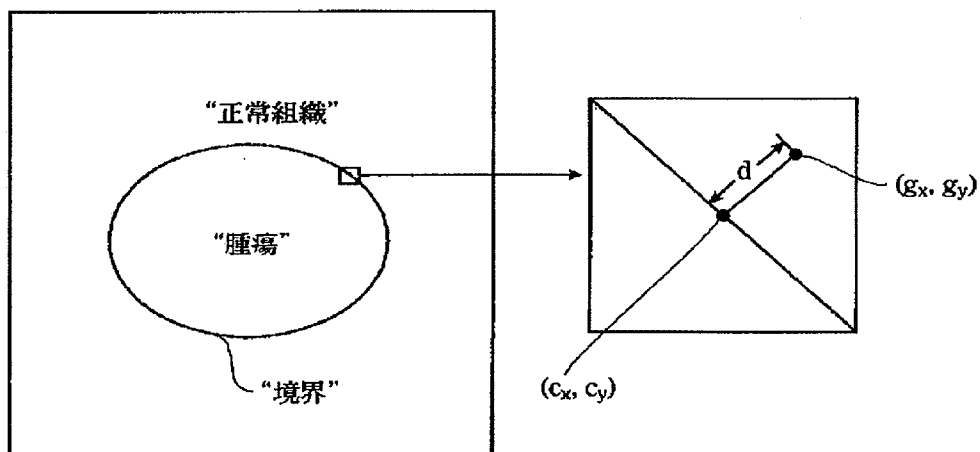
【図2】



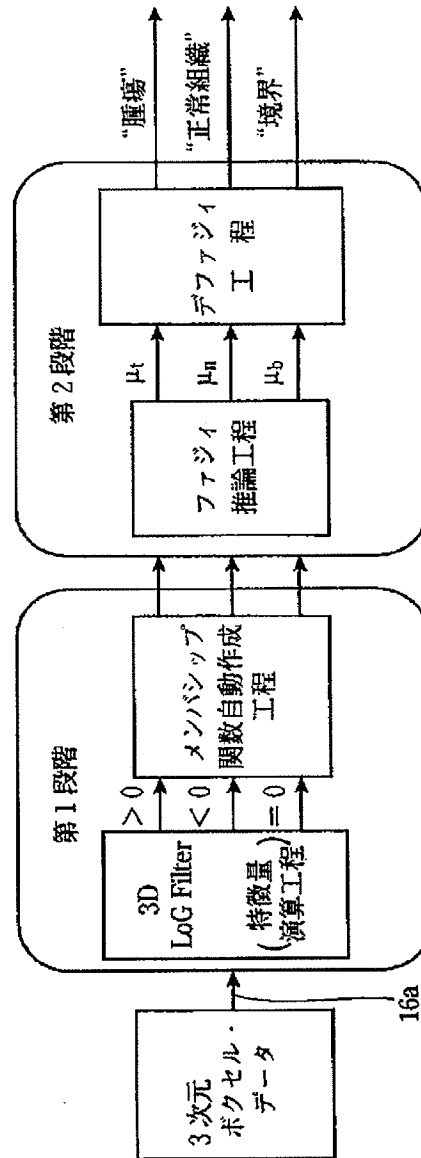
【図8】



【図6】

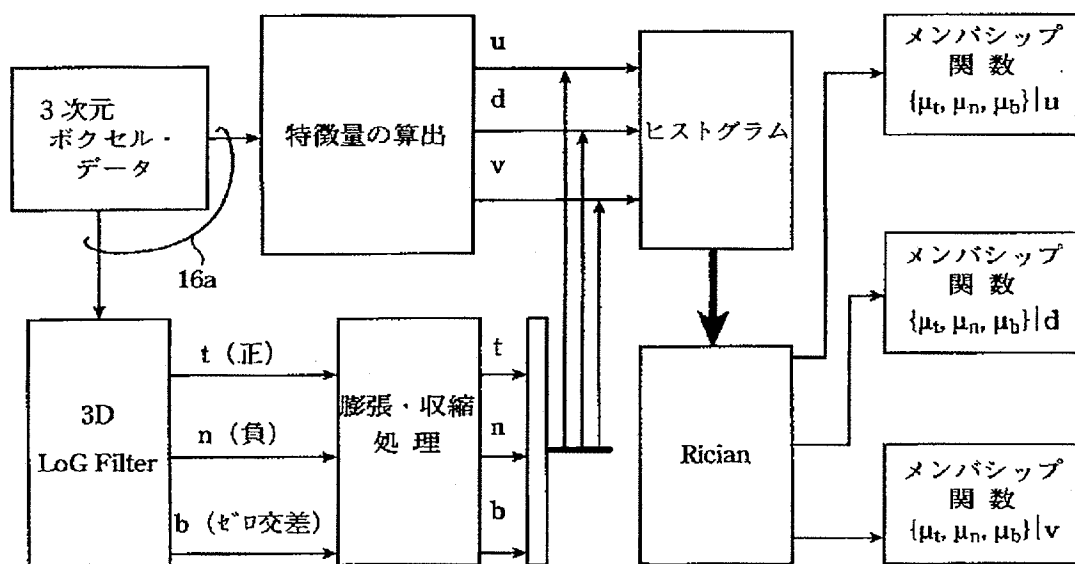


【図5】



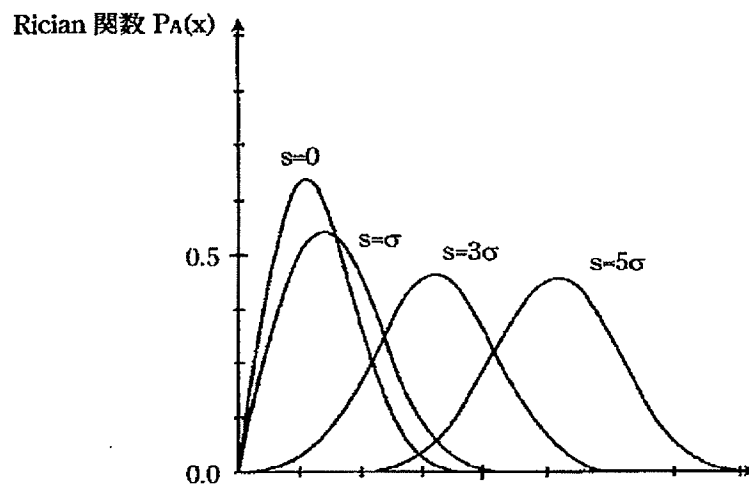
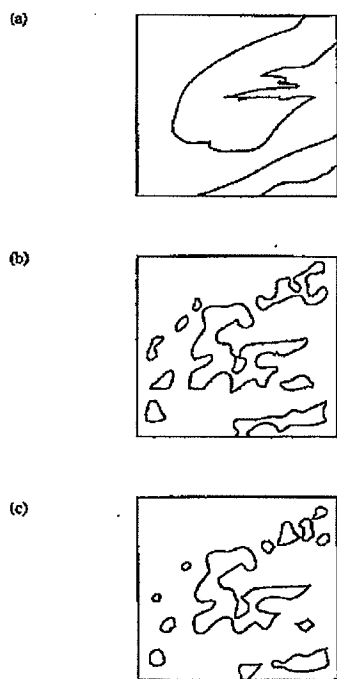
【図7】

第1段階

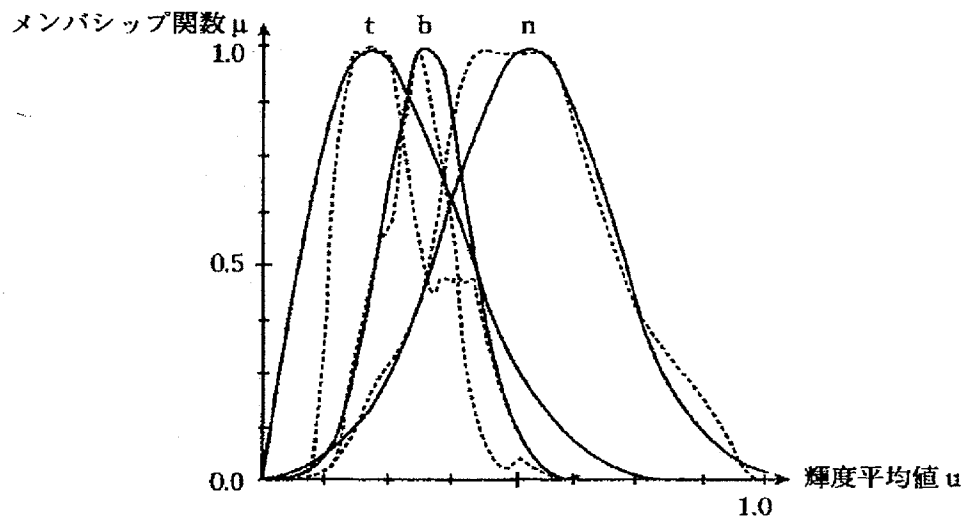


【図9】

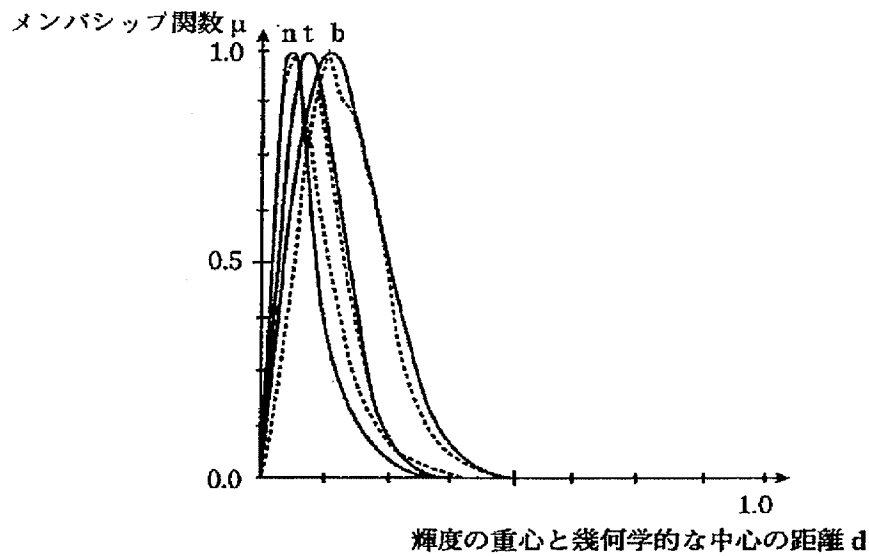
【図10】



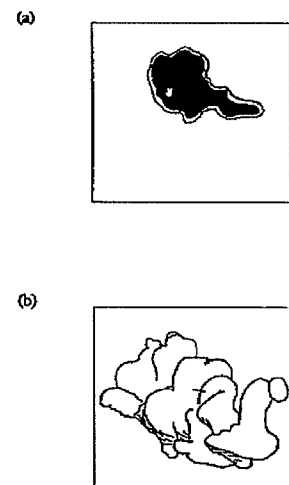
【図11】



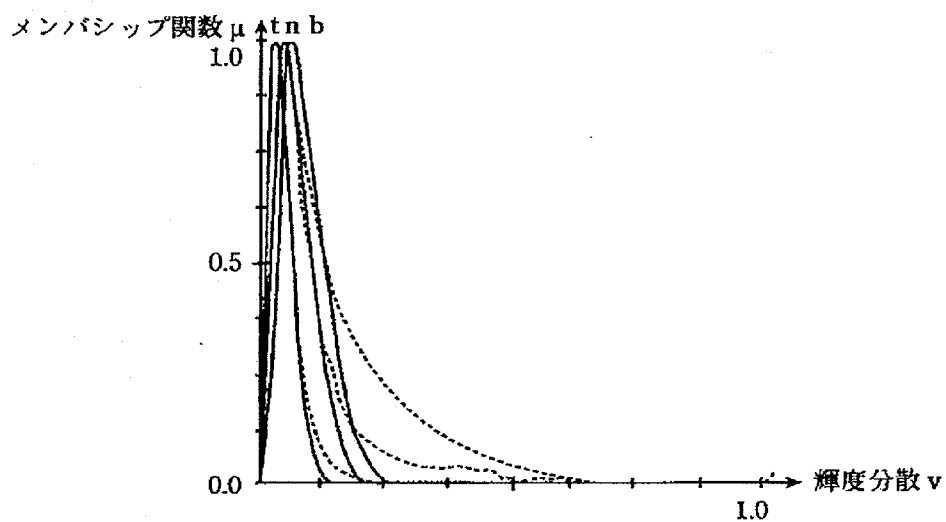
【図12】



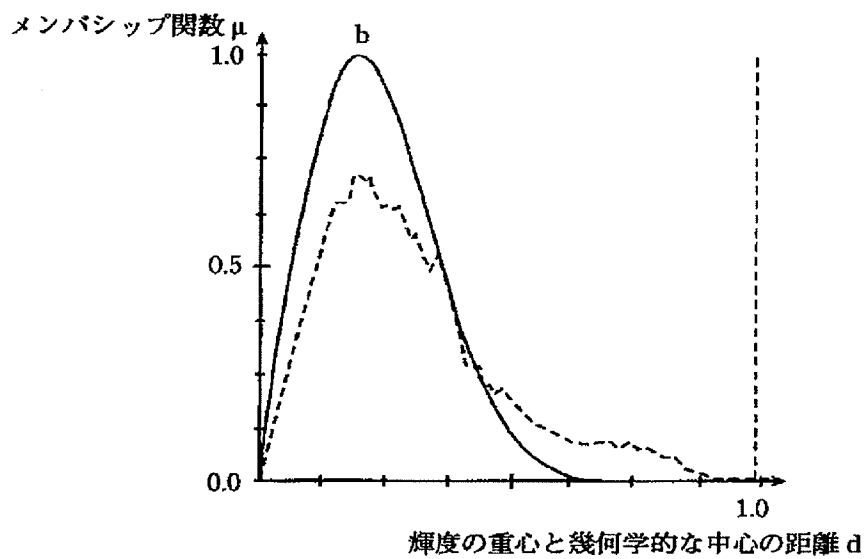
【図21】



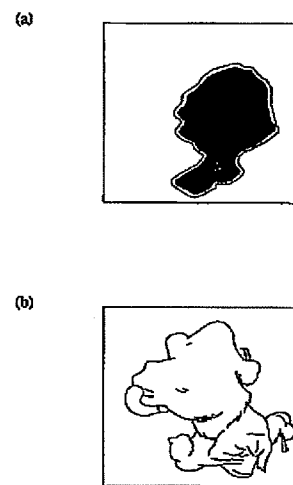
【図13】



【図14】

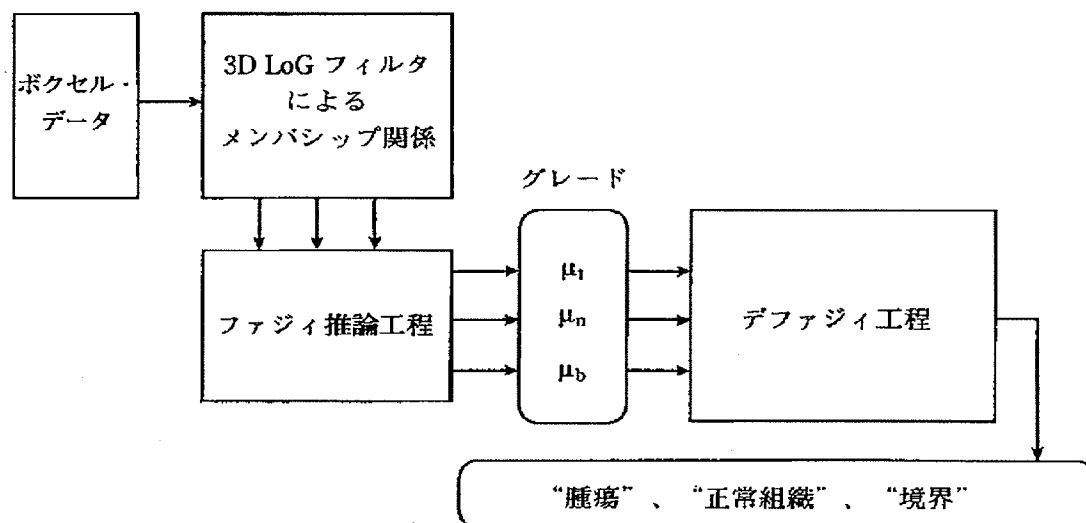


【図22】

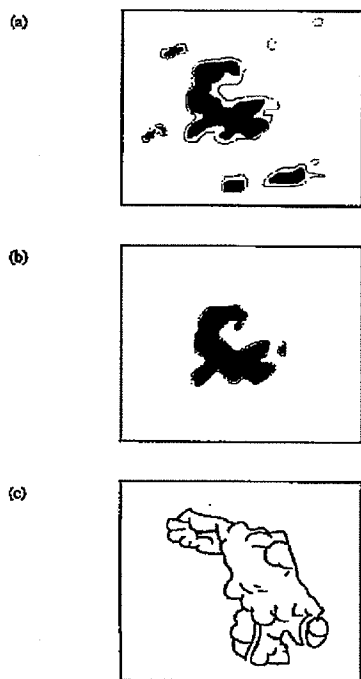


【図15】

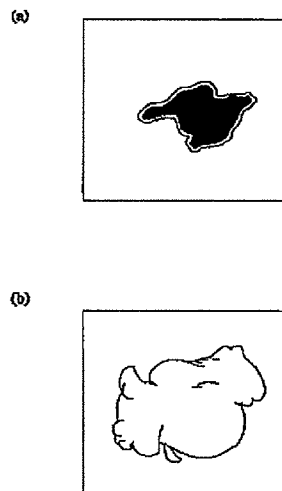
第2段階



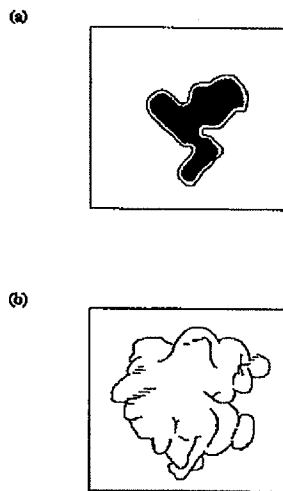
【図18】



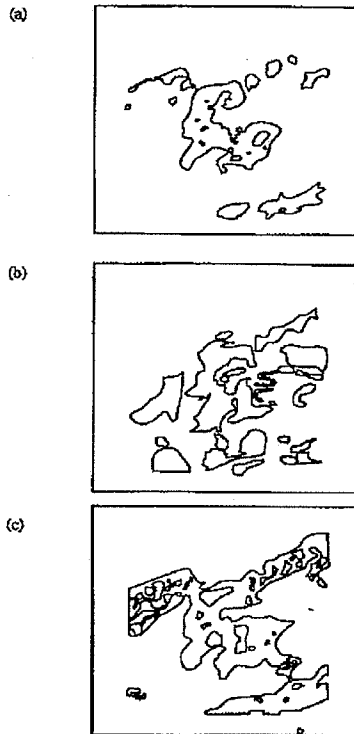
【図23】



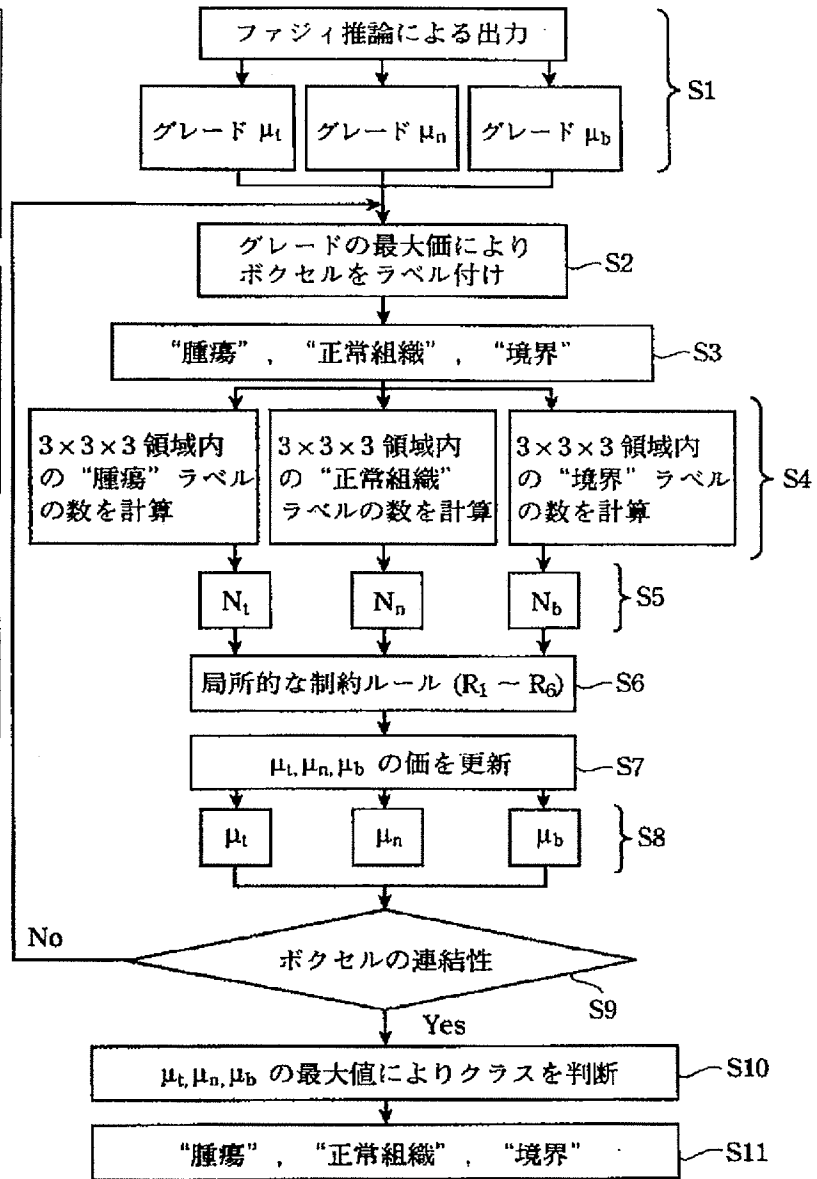
【図24】



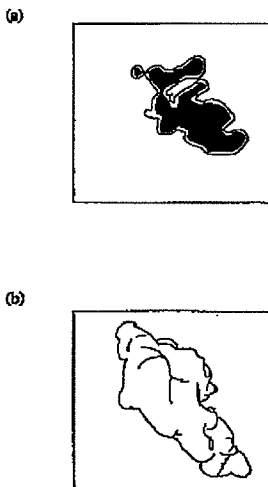
【図16】



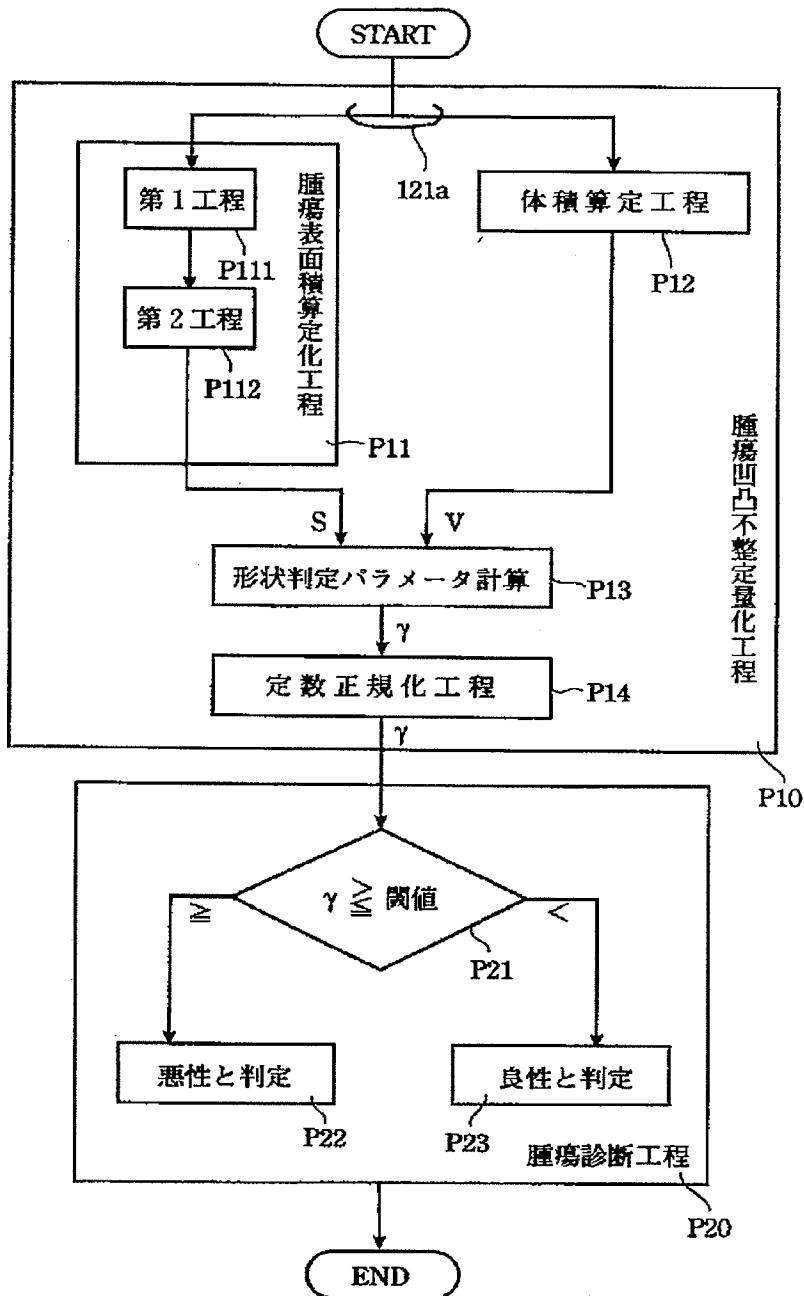
【図17】



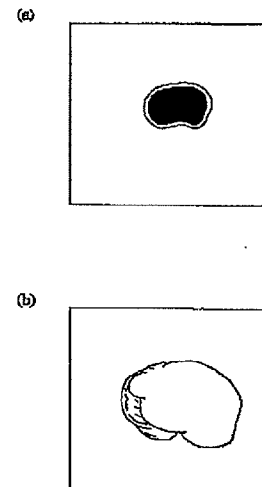
【図25】



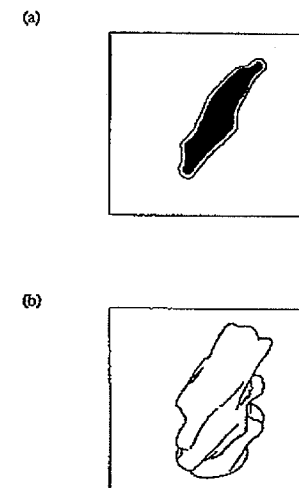
【図19】



【図26】



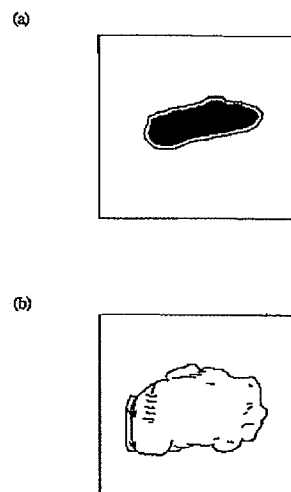
【図27】



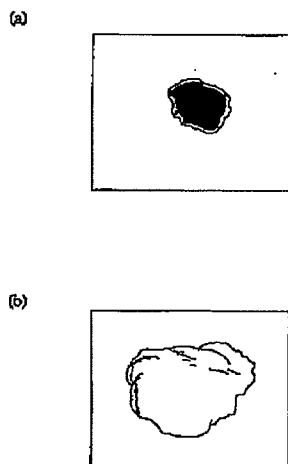
【図20】

ケース	年 齢	大きさ [cm]	症 状
(1)	77	1.2	悪性
(2)	76	0.9	悪性
(3)	42	1.2	悪性
(4)	32	1.5	悪性
(5)	44	0.8	悪性
(6)	65	1.5	悪性
(7)	61	1.0	悪性
(8)	70	1.1	悪性
(9)	52	1.7	悪性
(10)	70	1.1	悪性
(11)	65	1.0	悪性
(12)	74	1.8	悪性
(13)	49	1.0	悪性
(14)	51	1.2	悪性
(15)	45	1.5	悪性
(16)	59	1.6	悪性
(17)	49	0.7	良性
(18)	42	0.8	良性
(19)	49	0.5	良性
(20)	35	0.7	良性
(21)	27	0.6	良性
(22)	44	1.0	良性
(23)	56	1.3	良性
(24)	49	1.2	良性
(25)	35	0.9	良性
(26)	25	0.7	良性
(27)	43	0.9	良性

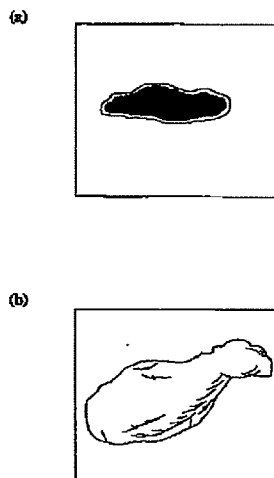
【図28】



【図29】



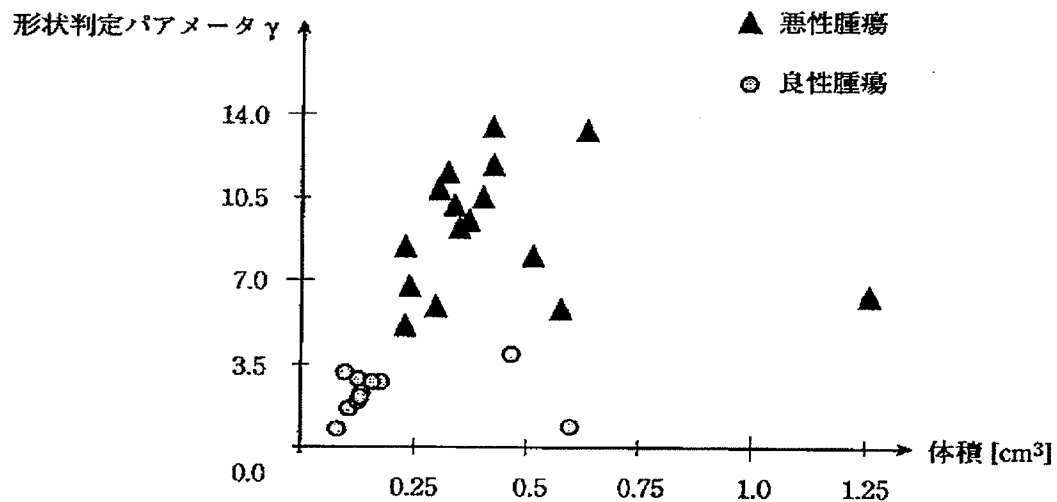
【図30】



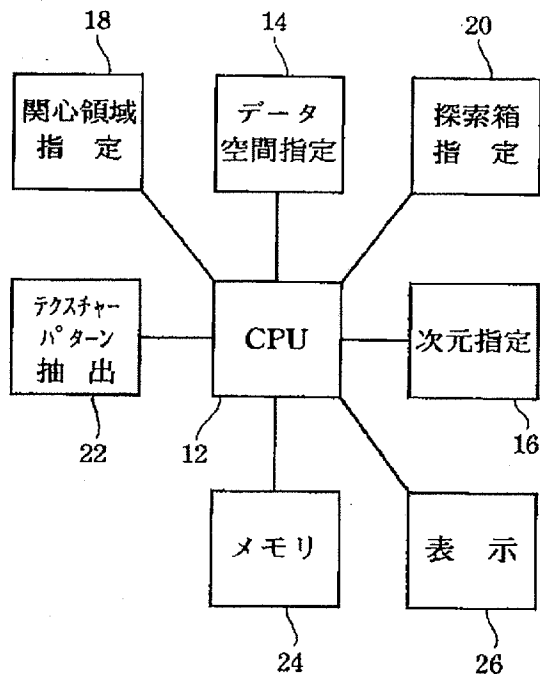
【図31】

ケース	年 齢	体積 [cm ³]	γ	症 状
(1)	77	0.35	7.78	悪性
(2)	76	0.25	6.88	悪性
(3)	42	0.28	4.92	悪性
(4)	32	0.38	9.43	悪性
(5)	44	0.21	7.89	悪性
(6)	65	0.66	12.8	悪性
(7)	61	0.37	8.79	悪性
(8)	70	0.21	4.36	悪性
(9)	52	1.27	5.34	悪性
(10)	70	0.38	13.1	悪性
(11)	65	0.28	10.6	悪性
(12)	74	0.45	9.35	悪性
(13)	49	0.33	8.98	悪性
(14)	51	0.29	9.25	悪性
(15)	45	0.51	7.14	悪性
(16)	59	0.56	4.59	悪性
(17)	49	0.11	3.13	良性
(18)	42	0.13	3.29	良性
(19)	49	0.06	1.42	良性
(20)	35	0.08	1.89	良性
(21)	27	0.07	3.27	良性
(22)	44	0.47	3.89	良性
(23)	56	0.56	1.48	良性
(24)	49	0.13	2.95	良性
(25)	35	0.17	3.06	良性
(26)	25	0.12	2.68	良性
(27)	43	0.15	3.06	良性

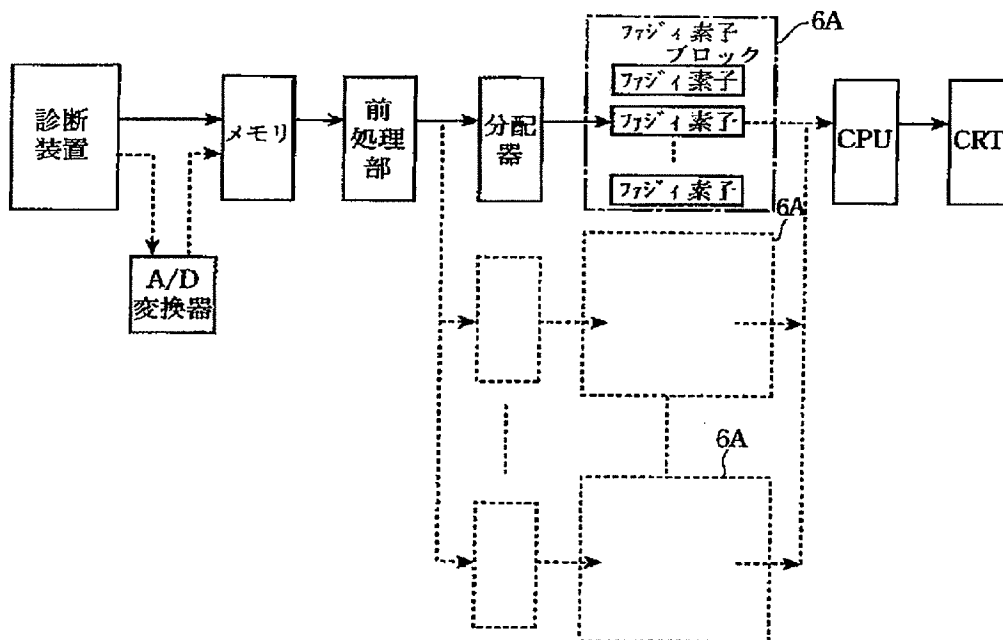
【図32】



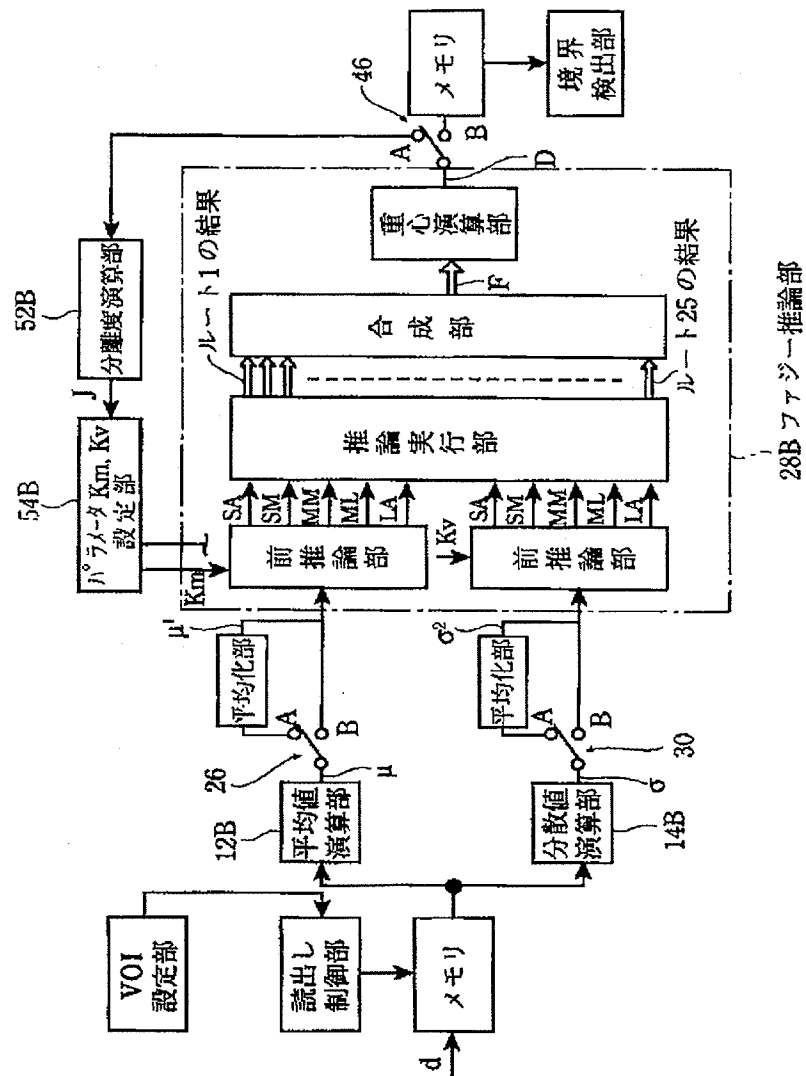
【図33】



【図34】



【図35】



フロントページの続き

(72)発明者 伊東 紘一

栃木県河内郡南河内町薬師寺3311-1 自
治医科大学内

Fターム(参考) 4C096 AB36 AB42 AB50 AC10 DC16

DC19 DC21 DC23 DC24 DC40

4C301 BB05 BB13 BB28 BB29 DD24

DD30 EE11 EE13 EE14 EE15

EE17 EE20 GD02 JC01 JC06

JC08 JC20 KK08 KK24



PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 2000-126178

(43)Date of publication of application : 09.05.2000

(51)Int.Cl.

A61B 8/00

A61B 5/055

G06T 1/00

(21)Application number : 10-305419

(71)Applicant : MITANI SANGYO CO LTD

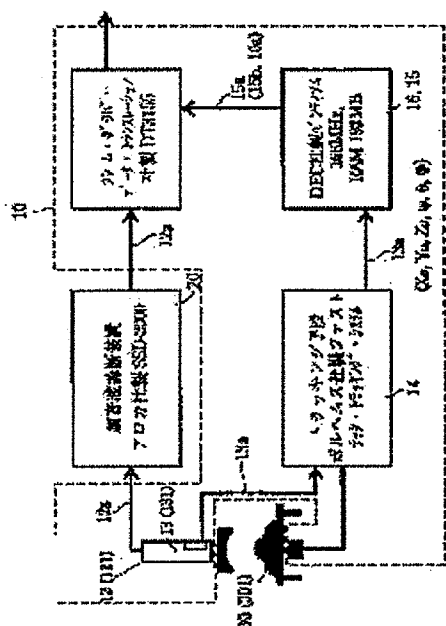
(22)Date of filing : 27.10.1998

(72)Inventor : TEI SOYU

AKIYAMA IWAKI

ITO KOICHI

(54) METHOD OF QUANTIFYING STEREO SURFACE SHAPE AND AUTOMATIC IDENTIFICATION METHOD OF MALIGNANT TUMOR



(57)Abstract:

PROBLEM TO BE SOLVED: To enable discovery of the region of a tumor such as mastadenoma at a high accuracy by calculating a shape judging parameter utilizing the stereo surface area and volume as index for measuring the degree of unevenness of the surface shape of the solid body to be compared with a threshold when judging the degree of the unevenness of the surface shape of the solid body based on a voxel data.

SOLUTION: In the examination of a cancer of the breast, by an examination system 10 containing a racking means 14, a three-dimensional coordinate conversion means and a three-dimensional voxel data generation means 16, a mammary gland 301 is extracted from tan ultrasonic echo obtained using a three-dimensional position sensor 13 to identify the benignancy

or malignancy of a tumor from the three-dimensional surface shape thereof. In this process, a three-dimensional ultrasonic image data 15b is generated using an ultrasonic tomographic image data and a probe coordinate data 13a and is converted to an isotropic voxel data 16a by a linear image interpolation. A parameter of a ratio between the stereo surface area S and the volume V is defined and compared with a specified threshold a judge the character of the unevenness, namely, the region of the tumor.

0298】 【一方, v 輝度の分布は, "腫瘍" の領域では小さく, "正常組織" と "境界" では大きな値になると考えられる. 6図は輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の概念図を2次的に示すものである. すなわち, 注目画素は "境界" d であれば大きく, 逆に "正常組織" d であれば小さい値となる.

【0299】 本実施形態の腫瘍抽出過程の第1段階では, メンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) の自動作成を行う. メンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) 3を取得した16a次元ボクセルデータ毎に作成することにより, システム環境に依存せず腫瘍の領域を安定に抽出できることが期待される. メンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) は, ボクセルデータに対する3次元LOG (Laplace of Gaussian) フィルタの出力, 0すなわちより大きい. ゼロクロッシング点及び0より小さい3つの領域における各特徴量分布のヒストグラムから計算される. 図7にメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) の作成の手順(フロー)を示す.

0300】 【図7に示すように, 第1段階におけるメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) 自動生成工程は, 3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)によるメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) の自動作成処理であって, 特徴量演算工程に続いて, メンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) を備えたファジィ推論工程に基づいて統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する処理である.

【0301】 メンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) の作成に用いるボクセルは, 次式で表される3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ) $g(r)$ (後述する式(2-9))の出力から求める.

【0302】 1フィルタはLog種の2次微分フィルタ, またはバンドパスフィルタであり, 画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている. このフィルタを用いると, 境界の位置で2次微分がゼロとなり, またはフィルタの出力が正負の変化, すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる. これらの出力のゼロクロッシング点を連結すると境界となる. 従って, 3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)の出力のゼロクロッシング点を結び, それが抽出しようとする対象領域の境界面となる.

【0303】 本実施形態の腫瘍抽出過程では, ゼロクロッシングによる "境界" 抽出に加えて, 出力の正値が輝度の低い "腫瘍", 負値が輝度の高い "正常組織" となることを利用して, ボクセルを3つのクラスに分類する.

【0304】 各ボクセルの "腫瘍", "正常組織", 及び "境界" の3つのクラスに属するグレード μ_t, M_n, M_b は第1段階で計算されたメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) と後述する式(2-7)のようなファジィルールから計算される.

【0305】 そこでファジィ推論工程は, ファジィ推論によるグレードの計算を実行し, メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数 $u(\mu_t, M_n, M_b) | U$, 輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数 $d(\mu_t, M_n, M_b) | D$ v 及び輝度分散に対するメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) $| V$ とファジィルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて, 各ボクセルを, "腫瘍" のクラスに属するグレード $R1_t$, "正常組織" $R2$ のクラスに属するグレード n , "境界" $R3$ のクラス b に属するグレードの3つのグレード (t, n, b) を用いてクラス分けを実行する処理である.

【0306】 ここでファジィルールは, if then else条件文形式で表されたルールで記述されている. ファジィルール(式(2-7))を以下に示す.

【0307】

R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small)

then the voxel is "tumor", R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large)

then the voxel is "normal tissue", R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium)

then the voxel is "boundary" ...式(2-7)

また、ファジイ推論工程で用いられるメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数 $u(\mu_t, M_n, M_b) | U$ 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数 $d(\mu_t, M_n, M_b) | D$ 、v輝度分散に対するメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b) | V$ の3つを少なくとも含んでいる。

【0308】またファジイ推論工程では、第1論理工程と第2論理工程とを実行する。

【0309】第1論理工程は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数 $u(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U$ 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数 $d(\mu_t, M_n, M_b) | D$ 、v及び輝度分散に対するメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b) | V$ に基づいて各ボクセルにおける特徴量の各々 (u, d, v) に対する3つのクラスに属するグレード $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ の各々を求める処理である。

【0310】第2論理工程は、グレード $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ の各々の値に基づいて、ファジイ推論の機構に入力して各ボクセルの"腫瘍"らしさを規定するアナログ値 μ_t 、"正常組織"らしさを規定するアナログ値 μ_n または"境界"らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める処理である。

【0311】ファジイ推論機構は、式(2-8)で表される。

【0312】

R1: $\mu_t = \text{Min}(\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V)$, R2: $\mu_n = \text{Min}(\mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V)$, R3: $\mu_b = \text{Min}(\mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V)$...式(2-8)

ただし、 $\min(a_1 | A_2 | A_3 | A_4)$ は a_1, A_2, A_3, A_4 の中から最小値を選択する演算で表現される。

0313】 【図16 (a), (b), (c)は、図9 (a)に示された悪性腫瘍(画像サイズ: $128 \times 128 \times 128$ ボクセル)のボクセルデータに対して本ファジイ16a推論機構を適用して得られた"腫瘍", "正常組織", "境界"という3つのクラスに対するグレードを表す画像 (μ_t, M_n, M_b) である。輝度の高い領域がそれぞれのグレードの高いことを示している。

【0314】これにより、式(2-7)に示したif then else条件文形式で表されたルールにおける"if ~ then"の条件文中の"and"論理演算は"ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる"ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる。

【0315】メンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) 自動生成工程は、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺301組織の状態に起因して、301乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量が変化がある場合、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ をボクセル毎に3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)の出力に基づいて自動作成する処理である。

【0316】すなわち、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパスフィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)を用いる結果、ボクセルデータの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタ

の出力が正負の変化,すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる.これらの出力のゼロクロッシング点を連結すると境界となる.従って,3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)出力のゼロクロッシング点を結ぶと,それが抽出しようとする対象領域の境界面となる.そこで,ゼロクロッシングによる"境界"抽出に加えて,出力の正值が輝度の低い"腫瘍",負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して,ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる.このような簡便なクラス分類を実行することにより,PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)

($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)の自動作成が可能となる.

【0317】またメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)自動生成工程は,メンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)の作成に用いるボクセルを,3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ) $g(r)$ で表される次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)3出力から求める次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)処理と,3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)出力のゼロクロッシング点を結んで,抽出しようとする対象領域の"境界"を抽出する境界抽出処理と,3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)出力が正值を示すボクセルを輝度の低い"腫瘍"に分類する腫瘍抽出過程と,3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)出力が負値を示すボクセルを輝度の高い"正常組織"に分類する正常組織抽出処理と,腫瘍抽出過程において"腫瘍"と分類されたボクセルに対して,膨張収縮処理を行って,正常組織内部に孤立的に存在する"腫瘍"に分類されたボクセルや"境界"に分類されたボクセルを除去し,"腫瘍"に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張収縮処理と,膨張収縮処理の前後で共に"境界"に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値 u ,輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d 及び輝度分散の3つの特徴量(u, d, v)を計算するボクセル選別特徴量計算処理と,ボクセル選別特徴量計算処理で求めた3つの特徴量(u, d, v)の各々に対して,各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)を求めるメンバシップ関数決定工程とを実行する.

【0318】ここで3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ) $g(r)$ は,式(2-9)で表される.

【0319】

$$g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / ((2\pi^3)^{1/2} \cdot \Sigma^7) \cdot \text{Exp}(-r^2 / 2\sigma^2) \dots \text{式(2-9)}$$

ただし, r は原点からの距離, σ はガウシアン標準偏差で定義されている.

【0320】は図8,球によって腫瘍をモデル化したシミュレーションファントムに3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)をかけた出力の中心を通るプロファイルを示したものである.輝度の低い球の内部は正值,輝度の高い球の外部は負値となっていることが分かる.なお,この場合の標準偏差は $\sigma = 5$ である.

【0321】3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)によるクラス分けでは,式(2-9)における分散 σ^2 によって抽出される領域が変化する.分散が小さければ,細かい変動に敏感になるが,雑音の影響を受けやすい.分散が大きければ,細かい変動に影響されないが,抽出される領域は大雑把なものとなる.自動抽出するためには,適正な σ^2 を検討する必要がある.

【0322】3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)処理を実空間でのコンボリューションで行うと,処理時間が膨大になってしまうという実用的な問題がある.そこで,本実施形態の腫瘍抽出過程では, FETを用いることで処理の高速化を図る.

【0323】このような3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)処理を設けること

により、クラス分けされた"腫瘍"ボクセル、"正常組織"ボクセルすべてに対して3つの特徴量(u , d , v)を計算できるようになる。また、膨張収縮処理前後でともに"境界"とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量(u , d , v)を計算することで、"境界"についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った"境界"ボクセルをできる限り除外できるようにする。

【0324】ボクセル選別特徴量計算処理は、膨張収縮処理の前後で共に"境界"に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値 u (第1の特徴量)、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d (第2の特徴量)、輝度分散 v (第3の特徴量)の3つの特徴量(u , d , v)を計算する。

0325th) 【メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別特徴量計算処理で求めた3つの特徴量(v , d , u)の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)を求める。

【0326】本実施形態の腫瘍抽出過程で定義される特徴量輝度平均値、輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び輝度分散について、"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"の3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を求める必要がある。そこで、前述したように、3ボクセルデータに対して次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロクロッシング点から3つの領域に分類する。

【0327】しかし、ここで得られたボクセルの領域には誤って分類されたボクセルが含まれるため、"腫瘍"と分類されたボクセルに対して、膨張収縮(dilation & Erosion)処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する"腫瘍"ボクセルや"境界"ボクセルを除去し、また、"腫瘍"と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。このために、本実施形態では、関数Rician P_A (X)によるメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)の近似を実行している。

0328) 【図9 (a)は悪性腫瘍(画像サイズ: $128 \times 128 \times 128$ ボクセル)のボクセルデータ16aにおけるzx 1平面の断面を示している。中心に見られる輝度の低い領域が腫瘍(癌)、周囲の輝度の高い部分が正常組織である。図9 (b)はそれに対する $\sigma = 5$ の3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)の出力を示している。図9 (b)の中の黒い領域が"腫瘍"領域であり、グレイの領域が"正常組織"、また、白い線がゼロクロッシング点である"境界"である。図9 (b)に示されるように3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)によって出力された"腫瘍"の領域の内部に腫瘍ではないが輝度の低い領域がはいっており、"腫瘍"領域自身も"正常組織"に浸食して分類されていることが分かる。図9 (c)は、"腫瘍"の領域のすべてに対して膨張収縮処理工程を行った後の画像である。図9 (b)と図9 (c)を比較すると、ボリウム（注：原文誤訳と思われる）の小さい領域や正常組織への浸食が除去されていることが分かる。

【0329】このような処理によってクラス分けされた"腫瘍"ボクセル、"正常組織"ボクセルのすべてに対して3つの特徴量を計算する。"境界"についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ないので、誤った"境界"ボクセルはできる限り除外する必要がある。そこで膨張収縮処理前後でともに"境界"とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算する。

【0330】メンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)としては、クラス分けされたボクセルから計算された特徴量の確率密度係数を利用するというのがひとつの考え方であるが、3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)によるクラス分けは不十分であり、誤ってクラス分けされたボクセルが含まれていることを考慮する必要がある。

0331) 【図10は、Rician関数のグラフである。超音波像の輝度の確率密度係数は、次式で表される関数Rician $P_A(X)$ で表されることが知られている。そこで本実施形態では、メンバシップ関数決定工程における3つの特徴量(u , d , v)の諸量に対する確率密度係数を関数Rician $P_A(X)$ で定

義している。ここでRician関数 $P_A(X)$ は、式(2-10)で与えられる。

【0332】

$$P_A(X) = x / \sigma^2 \cdot \text{Exp}((-x^2 + \Sigma^2) / \Sigma^2) \cdot I_0(Xs / \sigma^2) \dots \text{式(2-10)}$$

ここで、 $I_0(X)$ は第0種第1次の変形ベッセル関数である。

【0333】 関数Rician $P_A(X)$ は、 $s = 0$ のとき、Rayleigh (レーリー)分布関数(図10)となり、 s / σ が大きくなるとGaussian (ガウス)分布関数に近づく(図10参照)。超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合にはいわゆる画像にはスペックルパターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh Gaussian分布関数から関数へと近づいていくことが示されている。

0334】 【一方、特徴量(u, d, v)における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍" Rayleigh領域では分布関数となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数(ガウス分布関数)となることが予想できる。

【0335】 そこで、3つの特徴量(u, d, v)の諸量に対する確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数 $u(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ については"腫瘍"をRayleigh分布関数で近似し、その他の"正常組織"と"境界"をGaussian関数で近似できるようになる。

0336】 【図11は"腫瘍"、"正常組織"、"境界"に属するボクセルについての輝度平均値のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) を示す。同図より、両者はよく一致していることが分かる。

0337】 【図12は、特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のヒストグラムである。特徴量(U, d, v)における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d については、"正常組織"及び"腫瘍"領域では小さく、"境界"領域では大きくなる傾向がある。図12に示した輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のヒストグラムから分かるようにいずれについてもよりもGaussian Rayleigh分布の方が近似はよい。そこで、特徴量 d (輝度の重心と幾何学的な中心の距離)のメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b \text{ Rayleigh})$ は分布で近似する(図14参照)。

【0338】 特徴量(u, d, v) v における輝度分散については、図13にそのヒストグラムを示す。同図のようにRayleigh分布の方が近似はよい。そこで、輝度分散のメンバシップ関数 $v(\mu_t, M_n, M_b \text{ Rayleigh})$ は分布で近似する。

【0339】 3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)の出力によってクラス分けされたボクセルからヒストグラムを計算すると、誤って分類されたボクセルの影響で、それぞれで仮定したGaussian Rayleigh分布やと異なった分布をとるようになる。その一例として、特徴量 d (輝度の重心と幾何学的な中心の距離)の"境界"について求められたヒストグラムと近似された。

【0340】 このように、確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数 $d(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0341】 同様の主旨で、特徴量(u, d, v) v における輝度分散については、確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより、輝度分散のメンバシップ関数 $v(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ はRayleigh分布関数で近似できるよ

うになる。

【0342】そこで本実施形態では、輝度平均値に対 u するメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) $((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ を、"腫瘍"についてはRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似する。

【0343】これにより、関数Rician $P_A(X)$ は、 $s = 0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s / σ が大きくなると関数に近づくGaussian。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックルパターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh Gaussian分布関数から関数へと近づいていくことが示されている。

0344】【一方、特徴量 (u, d, v) における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍" Rayleigh領域では分布関数となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 (u, d, v) の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) $((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ を求める場合、輝度平均値に対するメンバシップ関数 $u(\mu_t, M_n, M_b)$ $((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ を、"腫瘍"についてはRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似し、"正常組織"と"境界"についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。

【0345】すなわち、第1特徴量に対する確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数 $u(\mu_t, M_n, M_b)$ $((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ については"腫瘍"をRayleigh分布関数で近似し、その他の"正常組織"と"境界"をGaussian関数で近似できるようになる。このように分布あるいはGaussian Rayleighでメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) を近似することによって、誤って分類されているボクセルの影響を軽減できると考えられる。

【0346】また、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数 $d(\mu_t, M_n, M_b)$ $((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似することにしていく。

【0347】これにより、関数Rician $P_A(X)$ は、 $s = 0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s / σ が大きくなると関数に近づくGaussian。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックルパターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。

0348】【一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh Gaussian分布関数から関数へと近づいていくことが示されている。一方、特徴量 (u, d, v) における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍" Rayleigh領域では分布関数となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 (u, d, v) の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) $((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ を求める場合、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数 $d(\mu_t, M_n, M_b)$ $((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ を、"腫瘍"についてはRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似し、"正常組織"と"境界"についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。



$M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0349】すなわち,第2特徴量に対する確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより,特徴量(u, d, v)における輝度の重心と幾何学的な中心の距離dについては,"正常組織"及び"腫瘍"領域では小さく,"境界"領域では大きくなる傾向があるので,確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより,輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0350】また輝度分散に対するメンバシップ関数 $v(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似することになっている。

【0351】これにより,関数Rician $P_A(X)$ は, $s = 0$ のとき, Rayleigh分布関数となり, s / σ が大きくなると関数に近づくGaussian.また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく,散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックルパターンが現れ,輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる.一方,波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合, Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ, Rayleigh Gaussian分布関数から関数へと近づいていくことが示されている。

0352】【一方,特徴量(u, d, v)における輝度平均値uについての確率密度関数は,超音波の確率密度関数と近似されるので,比較的輝度の低い"腫瘍" Rayleigh領域では分布関数となり,"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる.このため,メンバシップ関数決定工程は,ボクセル選別特徴量計算処理で求めた3つの特徴量(u, d, v)の各々に対して,各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ を求める場合,輝度分散に対するメンバシップ関数 $v(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ を, Rayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0353】すなわち,第3特徴量に対する確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより,特徴量(u, d, v)における輝度分散については,確率密度係数として関数Rician $P_A(X)$ を用いることにより,輝度分散のメンバシップ関数 $v(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ をRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0354】次に,本実施形態の腫瘍抽出過程の第2段階の各処理を詳述する。

【0355】第2段階では前節で求めたメンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) を利用して,ファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う.図15は,メンバシップ関数 (μ_t, M_n, M_b) を利用してファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う第2段階の処理フローである。

【0356】まず,ファジイ推論によって3つのクラスのグレード(t, n, b)を表す画像を作成する.すなわち,輝度の低い"腫瘍" (tumor),輝度の高い周辺の"正常組織" (normal tissue),そして,両者の"境界" (boundary)である.次に,弛緩法によってデファジイを行い,すべてのボクセルを3つのクラスに分ける.以下に,各処理における処理を説明する。

【0357】第2段階におけるファジイ推論工程は,自動抽出する処理に続いて,生成されたメンバシップ関数 $(\mu_t, M_n, M_b) ((M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V)$ 及びファジイルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて,各ボクセルを,所定数

のタイプの領域にクラス分けする処理である。

【0358】ここで、ファジィ推論工程は、各ボクセルが、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”である“らしさ”の度合いを求め、この求めた“らしさ”の度合いに応じたクラス分けを実行する。

【0359】すなわち、3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロクロッシング点から3つのクラスに分類されたボクセルには、誤って分類されたボクセルが含まれる可能性がある。そこで、このようなファジィ推論工程を設けることにより、“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”ボクセルや“境界”ボクセルを除去し、また、“腫瘍”と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。これにより、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定する処理を実行できるようになる。

【0360】次に、これらの3つの属性に関するグレード(t, n, b)の画像(μ_t, M_n, M_b)から弛緩法に基づくデファジィ(非ファジィ化)処理によって全ボクセルデータを3つの領域にクラス分けする。本実施形態では、腫瘍と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【0361】そのため、第2段階において、ファジィ推論工程に続くデファジィ工程は、ファジィ推論工程に続いて、弛緩法によるクラス分類する処理であって、弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して行う処理と、前処理に続いて、各ボクセルを、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う処理とを含んで構成されている。

【0362】ここでデファジィ工程における、弛緩法(Relaxation Method)に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して行う処理は、各ボクセルにおける特徴量の各々(u, d, v)に対する3つのクラスに属するグレードの画像(μ_t, M_n, M_b)から弛緩法に基づく非ファジィ化過程処理を行って全ボクセルデータを3つの領域にクラス分けを実行する際に、以下の規則(1)～(3)に基づいて、“腫瘍”と接する“正常組織”を“境界”と定義する。

【規則】 0363 (1)

注目するボクセルが“腫瘍”であれば、“正常組織”に分類されたボクセルとは接しないと定義する。

【規則】 0364 (2)

注目するボクセルが“境界”であれば、必ず“腫瘍”と“正常組織”のボクセルに接すると定義する。

【規則】 0365 (3)

注目するボクセルが“正常組織”であれば、“腫瘍”に分類されたボクセルとは接しない。これにより、3つの属性に関するグレード(t, n, b)の画像(μ_t, M_n, M_b)から弛緩法に基づくデファジィ(非ファジィ化過程)処理によって全ボクセルデータを3つの領域にクラス分けできるようになる。

【0366】更に詳しく、デファジィ工程を説明する。

0367】 【図17にデファジィ工程のフローを示す。デファジィ工程における、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は、ラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)、ラベル数計算工程(ステップS3, S4, S5)、并列反復工程(ステップS6 → S7 → S8 → S9 → S2 → ...)を含んでいる。

【0368】ここでラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)は、“腫瘍”のグレード(t)を示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレード(n)を示す画像 μ_n 、または“境界”のグレード(b)を示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいて、すべてのボクセルに対するラベル付けを行う工程である。

【0369】またラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)は、局所的な制約条件(ステップS6)によって生じる矛盾が生じた場合、“腫瘍”のグレード(t)を示す画像、“正常組織”のグレード(n)を示す画像、または“境界”のグレード(b)を示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程(ステップS7)を含んでいる。

【0370】ここで更新工程(ステップS7)は、並列反復工程(ステップS6 → S7 → S8 → S9 → S2 → ...)実行時に用いられる局所的な制約条件(ステップS6)によって矛盾が生じた場合、"腫瘍"のグレード(t)を指示する画像、"正常組織"のグレード(n)を指示する画像、または"境界"のグレード(b)を指示する画像の値を、条件を満たすように徐々に更新する工程である。

【0371】本実施形態の腫瘍抽出過程におけるメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)は、乳腺超音波像のボクセルデータ16aに対する3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)の出力、すなわち正負値及びゼロクロッシングの3つの領域について、本実施形態の腫瘍抽出過程で用いた各特徴量、そして輝度の重心のずれのそれぞれのヒストグラムをRayleigh Gaussian分布関数と関数で近似することによって自動生成されている(ステップS1)。そして、作成されたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)とファジイルールからなるファジイ推論機構を用いて、16aボクセルデータに関する3つのクラスに属するグレードを表す画像を求め、そこから弛緩法の考え方を利用したデファジイ処理によって腫瘍の領域を徐々に修正しながら最終的に確定する。

【0372】ここで、すべてのボクセルは、"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"のグレードを示す3つの画像(μ_t, M_n, M_b)の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる(ステップS2)。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"の3つの領域のラベルの数(N_t, N_n, N_b)をそれぞれに計算し(ステップS4)、局所的な制約ルールを入力する(ステップS6)。

【0373】更に、局所的な制約条件(ステップS6)によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, M_n, M_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的(S2 → ...ステップS9 → S2 ...)に反復することによって、最終的にボクセルを"腫瘍"、"正常組織"、または"境界"に分類する(ステップS11)。

【0374】またラベル数計算工程(ステップS3, S4, S5)は、前述のラベル付け工程(ステップS1, S2, S7)に続いて、注目しているボクセル(注目ボクセル)に連結する(連続して連なる) $3 \times 3 \times 3$ (ボクセル)の領域(3次元領域)内に存在する"腫瘍"の領域のラベルの数 N_t 、"正常組織"の領域のラベルの数 N_n 、及び"境界"の領域のラベルの数 N_b をそれぞれ計算する工程である。

【0375】また並列反復工程(ステップS6 → S7 → S8 → S9 → S2 → ...)は、ラベル数計算工程(ステップS3, S4, S5)で算出したラベルの数(N_t, N_n, N_b)の各々を局所的な制約ルールを入力する処理(ステップS5 → S6)を、3次元画像を構成するボクセルに対して並列的に反復する工程である。

【0376】これにより、すべてのボクセルは、"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"のグレードを示す3つの画像(μ_t, M_n, M_b)の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる(ステップS10, S11)。

【0377】次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"の3つの領域のラベルの数(N_t, N_n, N_b)をそれぞれに計算し(ステップS5)、局所的な制約ルールを入力する。更に、局所的な制約条件(ステップS6)によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, M_n, M_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを"腫瘍"、"正常組織"、または"境界"に分類する。

【0378】また並列反復工程(ステップS6 → S7 → S8 → S9 → S2 → ...)で用いられる局所的な制約ルールを、if then else条件文形式で表された以下のルール(式(2-11))で規定している。

【0379】

R1: if $N_t > 1$ and $N_b \geq 2$ and $N_n = 1$ then $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$, R2: else if $N_n > 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_t = 1$ then $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$, R3: else if $N_t = 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_n \geq 1$ then $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$, R4: else if $N_t > N_n + 12$ Then $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$, R5: else if $N_n > N_t + 12$ Then $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$, R6: else then $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow, \dots$ 式(2-11)

(ただし, $A \uparrow$ はの値にある定数を加えること $C (A + C)$ を意味する演算子, $A \downarrow$ はの値から定数 C を減すること $(A - C)$ を意味する演算子)

また, R4及び中の定数R5は12,注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域において N_n と N_t の差がかなり大きいことを意味する数値であり,この値そのものはデファジイ結果を人間が見て最適となるよう,試行錯誤的に求めたものである.本実施形態の腫瘍抽出過程の適用処理では,(2-11)式における記号 $\uparrow \downarrow$ の増減定数 $C = 0.25$ としており,値が1.0を超えたときには1.0に,また0.0より小さくなったときには0.0にしている.

【0380】 【具体的には,各ボクセルについてR1 ~ R6は順番に処理され,どれかが成立した場合には後のルールは無視される.また,このデファジイ処理は並列的に繰り返し行われ,全16aボクセルデータに対する μ_t, M_n, M_b の変化量の合計がある閾値以下となったときに終了する.この時点で,各ボクセルに対して μ_t, M_n, M_b の中で最大の値をとる要素がそのボクセルの属性として決定される結果,最終的に各ボクセルに"腫瘍", "正常組織",または"境界"のいずれかの要素を割り当てることになる.

【0381】 また,周囲ボクセルの持つ"腫瘍", "正常組織"及び"境界"のいずれかの要素を割り当てている.従って,例えば,あるボクセルの"境界"に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても,周囲に"腫瘍" (あるいは"正常組織")に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合,そのボクセルの"腫瘍" (あるいは"正常組織")であるグレード μ_t (あるいは μ_n) は反復処理によって大きく, "境界"と"正常組織" (あるいは"腫瘍")に属するグレード μ_b と μ_n (あるいは μ_t) はより小さく変更されていく(R3, R5参照).

【0382】 逆に,あるボクセルの"境界"らしさのグレード μ_b が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の"境界", 1つ以上の"腫瘍"らしさのグレード μ_t と"境界"らしさのグレード μ_b と"正常組織"らしさのグレード μ_n の大きいボクセルがあれば,そのボクセルの"境界"らしさのグレード μ_b はより大きな値に, "腫瘍"らしさのグレード μ_t と"境界"らしさのグレード μ_b と"正常組織"らしさのグレード μ_n はより小さな値に更新されていく(R1参照).

【0383】 3つのクラスに分類されたボクセルデータに対して16a,ボクセルの連結性によって腫瘍領域のみを抽出する.本実施形態の腫瘍抽出過程で処理するボクセルデータの16a ROI (Region of interest)に存在する腫瘍領域が"正常組織"によって囲まれている閉領域であり,また,その領域の中に誤ったクラスに分類されている"正常組織"を含む場合がある.そこで,対象ROIとなるにおける腫瘍の領域が次のようなルールで決定される.

【0384】 すなわち,処理(1) 16aボクセルデータの全体が"正常組織"によって囲まれると仮定して,その外回りの"正常組織"の任意の1つのボクセルから出発し,ある1つの"腫瘍"のボクセルを探索する.

【0385】 処理(2) 1探索された1つの"腫瘍"のボクセルに連結している"腫瘍"ボクセルをすべて探索して,それらのボクセルを"腫瘍1"とラベル付ける.

【0386】 処理(3)処理を処理(1)に戻して, "腫瘍1", "腫瘍2" ..., "腫瘍n"のように腫瘍の領域をラベリングする.この処理を終了すれば,次の処理に移る.

【0387】 処理(4)ラベリングされた"腫瘍k" ($k = 1, 2, 3 \dots, n$)について,ボリュームの大きさが

[Blog](#) [Patent Index](#) [Latest Patents](#) [Site Search](#)

Home:: A Consumer Staples:: A61 or veterinary medicine; Health

Windows XP Cleaner

Clean, Repair and Optimize your PC Takes 3 Mins. Free Download

1 Click Translation

Instant Translation Of Words & Full Text. 50 Languages. Free Download!

Ads by Google

[Name of the
Invention]

Diagnostic tumor

[Name] Sang-Yong Cheng

[Inventor]

[Name] Akiyama Iwaki

[Name] Itou Kooiti

[Abstract]

Technological Challenges tumor from ultrasonic three-dimensional images (in particular, breast tumors) can be found in areas of high accuracy, good Repeatability can be automatically Extracted to determine the malignancy.

[Resolved] means using technology such as diagnostic ultrasound visualization of three-dimensional images Extracted as (benign or malignant) tumor surface area and volume of VS ratio of parameters of S / V ratio to define the parameters using quantify the irregular shape and uneven surface of the tumor, consisting of the biological and MRI images or ultrasound images of the three cancer tissue from normal tissue to extract the boundaries between dimensional image represented by the organization (in particular, breast cancer tissue (breast cancer)) to diagnose tumors that can be adapted to detect the pathological diagnosis support system.

View patents that cite this patent

[1] claims data to generate a voxel on the internal structure and surface structure of the object probe shall be measured using the probe while scanning the surface of the

Ads by Google

Translate (

programs
Move Progr.
between ve
CMM's Tran
native to ve
www.Origin.co

Financial

Translation
Experts in
Scandinavia
Languages.
0,12 / word
Today!

Seattle Tr

24-Hour Tu
Available! 1
Languages
Translators
Seattle-Transla

Find High :

Friends
Search Milli
Names from
200,000 Sc
Start Lookir
www.Classmat

Language

Translator
Find Talking
Translators
Prices.
www.Pronto.co

A commodit

B Transporti
and process

object under test and three-dimensional image acquisition process, said three-dimensional image Following the acquisition process, each voxel of the data extraction process and we shall make a final decision of the tumor area to pick out the tumor voxel data to be Inferred Defajii tumor process and perform the fuzzy reasoning process, Following the extraction process such tumors, malignant tumors and equipped with automatic identification process to determine the degree of surface Irregularity of the tumor voxels Inferred be based on data such as a tumor, said three-dimensional image acquisition process is measured and process data to generate a probe on the probe surface structure and the internal structure of the object probe shall be measured using the probe while scanning the surface of the object, said conditions attached to the probe, said probe during scanning, spatial position and / generate them synchronized operation of the object probe data measured above the coordinates of the probe to measure the position in question, or three-dimensional position sensing and processing, when performing said data collection probe, and tracking processes to coordinate data collection in sync with the probe said needle该探 our collection of data, coordinate data using a needle probe该探said synchronized data and probe data and said this, three-dimensional image data to generate 3 transformation processes and dimensions, go linear three-dimensional image interpolation image data, converting with an isotropic voxel data for the same voxel corresponding to two different values if one or more with an average value of these voxel of the voxel data that such a process and has raised three-dimensional voxel data, said the tumor extraction process is different for each said voxel data, and the area of the tumor and surrounding normal tissue on ultrasound imaging in fuzzy membership function used to infer the distribution of certain statistics about the boundaries of the two [0.1] Expressed as a characteristic amount calculation process and distribution of the classification, based on fuzzy reasoning process with the relevant membership functions membership functions and processes, including automatic generation process of automatic extraction of the tumor region by combining the distribution of the statistic in question, the above fuzzy inference process consists of membership functions and fuzzy rules contain such generated based, and each voxel, and the fuzzy inference process to classify a certain number of types of space, and processes to be performed on each voxel based on the non-fuzzy process of relaxation, following the previous process, and each voxel, "tumor", "normal tissue" or "border" has a Defajii process and make a final decision, including the processes and areas to fall into one of the tumors, Automatic identification process of malignancy above the surface of the tumor as a measure of the degree of Irregularity of the tumor surface (S), volume (V) parameters determined using the tumor shape (γ) process and quantify tumor to calculate the irregular uneven parameters such calculations determining the tumor shape (γ) is to determine if such a smooth surface of the tumor is less than a given threshold, with protean tumor characteristics such uneven surface or if the relevant threshold decision processes that determine and shape, and was diagnosed with benign tumors have a smooth surface and shall determine, diagnostic process and the diagnosis of malignant tumors of the tumor showing a determination that the uneven surface such characteristics has the above parameters determine the shape of the tumor, $\gamma = (S^3 / V^2) / K$, κ = tumor

Blog @
2007 All
Rights
Reserved
J-Tokkyo

operations

C Chemistry

&

Metallurgy

D paper fibe

E fixed struc

F bomb wea
heating ligh
Mechanical
Engineering

G Physics

H Electric

characteristics and diagnostic methods that are defined by a constant.

2] The process according to claim probe above the surface and internal structure was obtained by doing a probe based on the ultrasonic echo from said while scanning the surface of the breast using breast ultrasound from the ultrasound probe, the probe process is to generate ultrasound image data on the structure, said three-dimensional position detection process, the ultrasound probe is attached to the above conditions, the spatial ultrasound probe scanning the surface of the breast in question and position / sync them to generate a probe to operate above the coordinate data of breast ultrasound probe to measure the position in question or the tracking process described above, when performing the collection of said ultrasound image data, said ultrasound to collect and coordinate data collection in sync with the probe said tomographic image data, said three-dimensional coordinate conversion process, using the coordinate data synchronized with the probe, said ultrasound image data, said ultrasound image data and said three-dimensional ultrasound image data is generated, said three-dimensional voxel data generation process, we linear three-dimensional image interpolation ultrasound image data, converting with an isotropic voxel data for the same voxel 2 corresponding to different values if one or more claims may be characterized by the voxel to voxel data and average values are Concerned with how one described in tumor diagnosis.

Process according to claim 3] The above-mentioned three-dimensional coordinate conversion, coordinate data as synchronized data and said probe, said probe, said probe three said azimuth relative to the process-dimensional position detection process ψ , Φ the elevation and roll angle θ on the transformation matrix $T [a_{ij}]$, ($i, j = 1, 2, 3$) using the above probe coordinate data $(x, y, 0)$ for such a transformation matrix $T [a_{ij}]$ by multiplying the above the three-dimensional coordinates of the image data (x', y', z') claims to be characterized by one to generate a tumor diagnostic methods described.

[4] above claims transformation process in three-dimensional transformation matrix $T [a_{ij}]$ for each of the various matrix elements a_{ij} , ($i, j = 1, 2, 3$) are, $a_{11} = \cos(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{12} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi)$, $a_{13} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi)$, $a_{21} = \sin(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{22} = \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi)$, $a_{23} = \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi)$, $a_{31} = -\sin(\theta)$, $a_{32} = \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi)$, $a_{33} = \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi)$

Characterized by the claims that are defined in two ways described in tumor diagnosis.

[5] claims statistics given above the amount used in the calculation process described above are characterized, above the average intensity for each voxel, the distance and the geometric center of gravity of the intensity of each voxel above, and said intensity for each voxel including distribution, said the average brightness, average intensity = $(\sum \sum \sum f(i, j, k)) / N^3$ However, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : natural number) and, $f(i, j, k)$ cell $I(i, j, k)$ represents the brightness value of, N is the size of the reference voxel volume, \sum is given in the summation sign, said feature amount calculation process statistics given above are used, including the distance between the geometric center

and center of gravity above the brightness of each voxel, the said center of gravity of the brightness of each voxel (g_x, g_y, g_z) is, $g_x = (\sum \sum \sum (f(i, j, k) \cdot (i + 1))) / (\sum \sum \sum f(i, j, k))$, $g_y = (\sum \sum \sum (f(i, j, k) \cdot (j + 1))) / (\sum \sum \sum f(i, j, k))$, $g_z = (\sum \sum \sum (f(i, j, k) \cdot (k + 1))) / (\sum \sum \sum f(i, j, k))$

Given in the distance and the geometric center of gravity of the intensity of each voxel in question, the distance between the geometric center of gravity and intensity = $((g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2)^{1/2}$ However, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ is, $f(i, j, k)$ in my cell (i, j, k) in represents the brightness value, N (natural numbers) will see the size of the voxel volume, (g_x, g_y, g_z) , the coordinates of the center of gravity of their brightness in the reference voxel volume, (c_x, c_y, c_z) is the geometric given in the coordinates of the center, said statistics are used to process a given amount of operation is above characteristics, including intensity distribution for each voxel above, intensity distribution for each voxel in question is distributed brightness = $(\sum \sum \sum (f(i, j, k) - u)^2) / N^3$ However, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ is, $f(i, j, k)$ cell (i, j, k) represents the brightness value of, N (natural numbers) is see the size of the voxel volume, u is characterized by claims that the average intensity is given by way described in tumor diagnosis.

Process according to claim 6] above membership function is generated, as a result of the state of the surrounding breast tissue and subcutaneous fat thickness by subjects, if there is a change in the brightness distribution in statistics, including on breast ultrasound images, said the membership function for each voxel using the above fuzzy reasoning above three claims that it is characterized by automatic processes to create output based on the five-dimensional Gaussian filter Laplace method described in tumor diagnosis.

Automatic generation process according to claim 7] above membership functions, the membership function used to create said voxel, said three-dimensional Laplacian Gaussian filter $g(r)$

$$g(r) = (R^{2-3\sigma^2}) / ((2\pi)^{3/2} \cdot \sigma^3) \cdot \exp(-r^2 / 2\sigma^2)$$

r is the distance from the origin, σ is standard deviation of the Gaussian is represented by three-dimensional, three-dimensional log log output filter and the demand from the filtering process, said signed a three-dimensional log output filter zero-crossing point, trying to extract the target area "boundaries" and the boundary extraction process to extract the three-dimensional log such a low-intensity voxels that filter output value is positive "tumor" and classified as tumor extraction process, such three-dimensional filter log output value is negative voxels showing a high intensity "normal tissue" extraction process and classify the normal tissue, tumor extraction process described above in "tumor" and classified the voxels, we handle expansion and Contraction, and isolation within the normal tissue occur as a "tumor" or voxel is classified as a "boundary" to eliminate the voxels were classified, said, "tumor" as if to bind both the closed region and other low-intensity voxels were classified as expansion and Contraction process to divide the process, both before and after the above treatment process of expansion and Contraction "border" to perform above average brightness characteristic amount arithmetic process described above was

done only for voxel placement above the value of the intensity distribution of the distance and said geometric center of gravity and intensity calculation process and the above three selection features one voxel to calculate the amount of features, feature selection process called voxel volume calculation features three one foregoing for each of each claim can be characterized by membership function with the decision process and seek membership function of the probability density function according to the above five methods described in tumor diagnosis.

[8] in the claims process described above determines the membership functions, each of the three above-mentioned amount of one feature of the probability density for

each factor, $P_A(x) = x / \sigma^2 \cdot \text{Exp}((-x^2 + \Sigma^2) / \Sigma^2) \cdot I_0(xs / \sigma^2)$, where, $I_0(x)$ is the first kind modified Bessel function of following 0, Represented in the membership

function in the decision process described above, the average brightness of said membership function, "tumor" on the probability density function is approximated with the Rayleigh distribution is Expressed in "normal tissue" and "boundary" for probability density function is approximated by the Gaussian distribution represented in the decision process described above membership functions, probability density function is approximated by Rayleigh distribution is represented by membership functions for distance and the geometric center of gravity above the brightness then, the membership function in the decision process described above, claims to be characterized by probability density function was approximated by Rayleigh distribution is represented by membership functions for the intensity distribution of tumor diagnostic methods described above 5.

Fuzzy reasoning process according to claim 9 above], the average brightness of said membership function in the process of generating membership functions determined above for the brightness distribution of membership function and the distance above the geometric center of gravity and intensity above Based on the above fuzzy inference process consists of membership functions and includes the above fuzzy rules, and each voxel said, "tumor" grade belongs to a class of "normal tissue" grade belongs to a class of "boundary" of belongs to a class of grade three, including the placement process to perform the upgrade using the above two fuzzy rules shall be above the average intensity u , the distance between the center of gravity and geometrical center of brightness above d , above When the intensity distribution and v , if then else conditional rules in the form;

R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small) then the voxel is "tumor", R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue", R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary" that claims to be represented by five characteristics described in tumors diagnostics.

Fuzzy reasoning process according to claim 10 above], the average brightness value above u , the distance between the center of gravity and geometrical center of brightness above d , v said when the brightness distribution, and generate the membership functions in the above decision process membership function for intensity values above the average, each voxel in each of the above said feature amount based on the brightness distribution of said membership function and membership functions for distance and the geometric center of gravity for the three



classes of people said Luminance Grade belonging to $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ each of the first logical step and ask for one, said grade $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ each of the value of each voxel above to enter the above fuzzy inference mechanism The "tumor" defines the analog value is μ_t , "normal tissue" defines the analog value is μ_n Rashi or "boundary" defines the analog value is μ_b Rashi including the first two and seek a logical process, said fuzzy inference Agency, $R1: \mu_t = \min(\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V)$, $R2: \mu_n = \min(\mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V)$, $R3: \mu_b = \min(\mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V)$ However, $\min(a_1, a_2, a_3)$ is a 1, a 2, a 3 can be characterized by the claims represented by the operator to select from a minimum of five methods described in tumor diagnosis.

Defajii] in the process according to claim 11 above, said the process to be performed on each voxel based on the above non-fuzzy process of relaxation above the amount of each of the above characteristics of each voxel to the above said three people belong to a class of grade one Images (μ_t, μ_n, μ_b) all voxel data in the process based on the above non-fuzzy process of relaxation from the three above-mentioned placement when running a single area, (1) the focus voxel "tumor" If, "normal tissue" and is classified as接shinai voxels, (2) the focus voxel "border" if you must select the "tumor" and "normal tissue" adjacent to the voxel, (3) the voxel look "normal tissue" If, "tumor" and voxel is classified based on The rules and接shinai, "tumor" and adjacent "normal tissue" to "boundaries" is defined as the process including in the process said Defajii, said, "tumor", "normal tissue" or "border" make a final decision process in the tumor area is classified as one of the all voxels, "tumor" Indicates that the grade of the picture μ_t , "normal tissue" images showed the grade of μ_n , or "border" that the image of μ_b grade labeling and labeling process based on the maximum value in taking the class, following the previous process, to bind to the $3 \times 3 \times 3$ voxel attention in the region of "tumor" of the the label area of N_t , "normal tissue" of the label area of N_n , and the "border" of the label area of N_b b-counting process and to compute a unique label, said the number of labels (N_t, N_n, N_b) and each of the parallel iterative process in parallel to repeat the process to enter the local constraint rules including rules, said the local restrictions, if then else conditional rules in the form;

$R1: \text{if } N_t > 1 \text{ and } N_b \geq 2 \text{ and } N_n = 1 \text{ then } \mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$, $R2: \text{else if } N_n > 0 \text{ and } N_b \geq 1 \text{ and } N_t = 1 \text{ then } \mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$, $R3: \text{else if } N_t = 0 \text{ and } N_b \geq 1 \text{ and } N_n \geq 1 \text{ then } \mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$, $R4: \text{else if } N_t > N_n + 12 \text{ Then } \mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$, $R5: \text{else if } N_n > N_t + 12 \text{ Then } \mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$, $R6: \text{else then } \mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$. However, the symbol $\uparrow C$ is a constant value in adding a constant symbol from the value of $C \downarrow$ is characterized by the claims that have been Expressed as means to reduce the five methods described in tumor diagnosis.

Labeling process according to claim 12 above], if there is a conflict caused by the above local constraints, "tumor" Indicates that the grade of the image, "normal tissue"



Indicates that the grade of the image, or "border" grade of Gradually to meet the terms of the values we claim to show pictures and updated features that include a process to update the 11 methods described in tumor diagnosis.

Process according to claim 13] quantitative uneven irregular tumor above, the values of the parameters determining the shape of a sphere when the tumor above the shape of the tumor to be above 1 and above normalization constant κ and the normalization process, the tumor above quantification process is uneven irregular, and the tumor volume calculation process to calculate the volume of the tumor voxels above the sum of the configuration of the tumor was Extracted and finally said, the labeling for an outline of the tumor voxels, adjacent 3 The combination of creating a single voxel and processes, followed by one该第this process, said third adjacent to the tumor surface and above the sum of the area of a triangle formed by the combination of two voxels and processes, including tumors including claims that the process be characterized by one method for Calculating surface area of described in tumor diagnosis.

Description: BACKGROUND OF THE Invention [0001]

Technical Field of the Invention The present invention belongs, with regard to three of the affected areas to support the identification of tumor diagnostic equipment to Evaluate the quantitative measurement of geometrical irregularities on the surface of a solid tumor that is displayed in two dimensions, in particular , In vivo magnetic resonance imaging (Magnetic Resonance Imaging: MRI image), such as ultrasound images from two or three-dimensional tomographic images of normal tissue from cancer tissue to extract the boundaries between dimensional image represented by the organization (in particular, breast cancer organizations) on how to diagnose tumors that can be adapted to detect the pathological diagnosis support system.

[0002]

[Technology In recent years the main cause of death of 40 women in one unit Breast to breast cancer has been found (measured object) in the diagnosis of tumors, X-ray Mammography and ultrasound are used and an ultrasound.

[0003] Features of malignancy is to have a complex contour irregularities when compared with benign. The diagnostic imaging of the breast is commonly used geometric features like this. Mammography is X-ray for the breast X-ray transmission image is from a Relatively high spatial resolution can be obtained, for evaluation and extraction of tumor imaging, medical ultrasound equipment and in vivo using MRI, create three-dimensional image data are becoming more prosperous as the technology used to make the diagnostic process.

[0004] The diagnosis Kei动脉to target cardiovascular disease and heart, blood vessel walls due to the time change of three-dimensional motion of the same area at high speed to obtain three-dimensional distribution, spatial correlation between the two be able to quantitatively assess the Ue have a strong desire to improve the accuracy in diagnosis.

[0005] In such diagnostic cardiovascular disease, changes on the time axis and three original image data needed to build the image dimensions is more than one phase during one heart beat (phase) with a whole heart over a multi-slice (multi-fault) and statues, as morphological information, cardiac and vascular lumen area, and the image

boundary walls and other tissues or blood vessels, also features an image of the heart and vascular blood flow in three-dimensional space be required to obtain a distribution image.

[0006] Here, the diagnosis of breast tumors using ultrasound images generated by ultrasound, Mammography above have several advantages when compared to.

[0007] That is, 1. Ultrasound image of the ultrasound images can be obtained as a transparent image instead of two. Ultrasonic probe surface (surface of the breast) only make contact, you can look inside the breast to Facilitate real-time, 3. And it is less painful for the person being tested.

[0008] Therefore, the Examiner, while Observing the ultrasound image on the screen, I Decided to scan all over the Internal Mammary What is the discovery of the tumor with high accuracy can be expected to be able to determine the malignancy as well.

Mammary tumors displayed characteristics of the ultrasonic echo image, compared to normal tissue in both benign and malignant, the echo level, ie the lower the brightness of the image. This is the difference between the two using an ultrasound image brightness level (ie, benign and malignant tumors), which means that it is difficult to determine. So, that has been previously disclosed technology is used irregular geometric shape of the tumor contour in ultrasound images, benign and malignant tumors), but can determine the normal tissue, and ultrasound images There are just difficult to understand the characteristics and problems of malignant tumors .

[0009] In these cases, the tumor if the three-dimensional display so you can easily observe the geometric surface, which is expected to be more precise diagnosis. Therefore, the three breast tumors should be possible to collect accurate dimensional shape.

[0010] The breast is a superficial organ, for very flexible and sensitive in diagnosing breast everyday to scan the surface of the penis while subtly adjust the position and orientation of the ultrasound probe by hand with the Examiner are obtained by cross-sectional imaging of breast.

[0011] The image of the Internal Mammary ultrasound echoes as a method to obtain three-dimensionally, how to manually scan the surface of breast ultrasound probe inspection (scanned document) on how to scan and mechanical (mechanical scanning) have been disclosed.

[0017] As this type of traditional tumor diagnostic methods, for example, U.S. Pat 5-123318 Gazette have shown that the volume (the first prior art, Figure 33).

[0013] That is one of the prior art devices, the ultrasonic pulses Transmitter data space in which to measure the device under test, on the basis of the information reflected echoes come from within the data space该, under test the ultrasound image display device to be displayed in the image, and store the memory of the information in the echo reflected from the device under test to come, a way to specify any given region of interest in the region of interest in spatial data, spatial data, means to specify any given search area for the region of interest within the search area, and a means to extract the region of interest Tekusuchapatan Extraction of texture features in the region of interest, the amount of the search area to extract texture features in the search area extraction Tekusuchapatan means, and the region of interest was Extracted by means Tekusuchapatan Tekusuchapatan Extracted region of interest, and

comparison means to compare the search area Tekusuchapatan Tekusuchapatan was Extracted by means of extraction Tekusuchapatan search the area, including the texture means of Comparing patterns, we have adopted the agreement compared with the fuzzy Tekusuchapatan Tekusuchapatan search area and region of interest, which is configured to output the similarity of the search area and Tekusuchapatan Tekusuchapatan region of interest.

[0014] In one of such prior art devices, and are compared with Tekusuchapatan Tekusuchapatan the region of interest within the search area of data space. And in these comparisons will be made based on the determination of the differences between these fuzzy agreement. And the decision will be made by consensus based on fuzzy difference, on the recognition of abnormal and normal areas of the organization, in the data space can be set by the recognized boundaries of normal and abnormal areas and these where extraction is made of an abnormal surface.

[0015] In addition, within the data space, the rectangular X and Y direction and Z direction and each direction of 360 ° with each set and three-dimensional region of interest and three-dimensional search space to search over, all aspects of the rectangular the X and Y direction and Z direction and the direction that data will be taken, will allow the three-dimensional image display loyalty to the state to meet the organization by using this data.

[0022] In addition In addition, the first prior art devices, taking into account the abnormal tissue that can be found by looking at the degree of Roughness and粗密so blurred image of the organization is exposed to the doctors, the organization define the amount of texture features, such as Representing the degree of Roughness粗密so blurred, and further define the tissue-specific texture features Tekusuchapatan that the amount of certain parts of the organization will be measured (Spatial Data) We are part of anomaly detection by Tekusuchapatan continue to explore.

[0017] In particular, and set the region of interest in space exploration and space data, Comparing the regions of interest and Tekusuchapatan Tekusuchapatan of this search space, texture and interest in space exploration space Extracted Tekusuchapatan have the surface where the abnormal tissue to detect abnormalities in the data space by detecting the difference in the pattern. Note. Regarding the region of interest and comparison Tekusuchapatan Tekusuchapatan search area, determination of these differences has to be based on a fuzzy consensus. In addition, in undertaking the three-dimensional image display, within the data space, the rectangular X and Y direction and Z direction and each direction of 360 ° and three-dimensional region of interest and three-dimensional search area is set to explore and over-running the analysis using three-dimensional, respectively.

[0018] In addition, other tumors as diagnostic methods, for example, U.S. Pat 5-123321 Gazette have shown that the volume (second prior art, Figure 33).

[0019] The conventional technology that is two devices, the ultrasonic pulses Transmitter data space in which to measure the device under test, on the basis of the information reflected echoes come from within the data space, in the device under test to make the image display, memory and store the information of the reflected echoes coming from within the device under test, and the means to specify any given region of interest in the region of interest in the data space, space in the region of interest in

space exploration for data way to specify any given search area, in the region of interest tech Region of interest extraction means to extract the amount of Tekusuchapatan Sucha feature, and means to extract the search area Tekusuchapatan Extraction of texture features in the search area, and region of interest was Extracted by means Tekusuchapatan Tekusuchapatan Extracted region of interest, provide a means to compare the comparison Tekusuchapatan Tekusuchapatan search area has been Extracted by means of the search area Tekusuchapatan extraction, tissue abnormalities, such as by looking at the degree of Roughness粗密so blurred images of the tissue exposed to the doctor considering that he can find to define the amount of texture features, such as Representing the degree of Roughness粗密jet so the organization is to further define the tissue-specific Tekusuchapatan that the amount of texture features, to be measured and some parts of the organization (spatial data) that was run by The detection of partial anomalous Tekusuchapatan continue to explore for.

[0020] In particular, and set the region of interest in space exploration and space data, Comparing the regions of interest and Tekusuchapatan Tekusuchapatan of this search space, texture and interest in space exploration space Tekusuchapatan to extract the surface of the places were the abnormal tissue to detect abnormalities in the data space by detecting the difference in the pattern. Note. Regarding the region of interest and comparison Tekusuchapatan Tekusuchapatan search area, determination of these differences has to be based on a fuzzy consensus. In addition, in undertaking the three-dimensional image display, within the data space, the rectangular X and Y direction and Z direction and the direction of each region of interest 360 and three-dimensional, three-dimensional search space and is set to explore and over time the analysis was run using three-dimensional, respectively.

[0021] The configuration of the above two techniques in the past, and are compared with Tekusuchapatan Tekusuchapatan the region of interest within the search area of data space. And in these comparisons will be made based on the determination of the differences between these fuzzy agreement. And the decision will be made by consensus based on fuzzy difference, on the recognition of abnormal and normal areas of the organization, in the data space can be set by the recognized boundaries of normal and abnormal areas and these where extraction is made of an abnormal surface. Also, within the data space, the rectangular X and Y direction and Z direction and 360 respectively to set the direction and interest in each of the three-dimensional space and three-dimensional search space to explore over time for all aspects of the rectangular X and Y direction and Z direction and the direction that will be taken, the data has been disclosed that would allow the three-dimensional image display loyalty to the state to meet the organization by using this data.

[0022] and other tumors as diagnostic methods, for example, U.S. Pat 9-134434 Gazette have shown that the volume (third prior art).

[0023] The conventional technology that is three ways, one of the image For many points in the part, and set a pair of phase vectors is called composition formed by a characteristic value obtained from the intensity distribution of each point in the near part of a picture of a given type of logical structure and is composed of stages and the classification system used to determine the probability of belonging to the area vector

associated with point or another portion of the image area corresponding to the cancer.

[0024] and other tumors as diagnostic methods, for example, requests for special flat No. 4-110305 (prior art 4, Figure 34) have shown that.

[0025] In other words, the fourth prior art imaging equipment, MRI and ultrasound derived from two or three-dimensional, or suited to dimensional image data processing, in particular, the feature information useful for diagnosis of the image processing unit that can be Extracted quickly and efficiently, to process each pixel of the two-dimensional image space corresponds to one element array elements Fuzzy Fuzzy ranking officials of one-6A, ..., 6A to Using an individual to be determined by the fuzzy inference of the pixel values, when three-dimensional image data processing, the fuzzy pixel elements, the number of fault plane, in a pre-defined fault plane at least as many established and multiplied by the number of pixels, is to resolve the issues by working in parallel to each fuzzy element.

[0026] In other words, the fourth image processing apparatus of the prior art, the two element array of fuzzy ranking officials of many-dimensional image space for each pixel and 6A, ..., 6A equipped with imaging consists of each of the fuzzy elements we have entered to run in parallel two fuzzy reasoning rules and membership functions based on pre-defined dimensional image data for each of the fuzzy element has been determined that the value of the pixel mapping.

[0027] In addition, multiple fault plane as input data three-dimensional image processing, image processing apparatus of the fourth conventional technology, the fault plane, multiplied by the number of pixels in each of at least a pre-defined fault plane the image - processing device equipped with a fuzzy number, each of the elements of fuzzy image processing, pre-defined, and have the independence rules and membership functions for all pixels, given three-dimensional space running in parallel, such as feature extraction process for extracting the boundary points. The number of elements of the fuzzy image processing, where it has been Decided by multiplying the number of features at the same time you want to extract more. In addition, the input rate is Katsu Sono sequential input data for each fault plane, when compared to the slow speed of the fuzzy elements, one block to handle the fuzzy elements of one fault plane 6A, ..., 6A as a unit, one one or more blocks 6A, ..., 6A-down chain of image processing, one of the characteristics of one single block 6A, ..., 6A fault plane that is processing the data is entered using the sequence.

[0028] By the way, medical ultrasound equipment and in vivo using MRI to create three-dimensional image data, the diagnostics line If U, in general, formed the basis of the data captured by the echo of the ultrasonic transducer to the body. If you want to form a two-dimensional tomographic images, for example, be converted into pixel values captured at the level of echo data in the two-dimensional echo data acquisition area. Also, if you form a three-dimensional ultrasound images, captured using the echo data in a three-dimensional echo data acquisition area, on a three-dimensional contour of the particular organization first, then the tissue surface, for example intensity is processed, is formed by the three-dimensional image of this organization.

[0029] If a particular operation of the organization in a cross-sectional two-dimensional ultrasound images, operators, etc. If a particular volume of tissue

formation and three-dimensional ultrasound image or the outline of the organization (the boundary between the organization) need to extract.

[0030] On the basis of several characteristics about the amount of tissue image, as a way to extract accurately diagnosed tumor tissue boundaries do, for example, requests for special flat No. 5-333617 (No. 5 prior art, Figure 35) as shown in there is something.

【0031】第5従来技術の超音波画像処理装置は、超音波画像を形成するためのエコーデータを処理する装置であって、注目エコーデータを中心とする参照領域に含まれる複数のエコーデータのThe average value of μ and 12B that Computes the arithmetic average value of data distributed across multiple echoes of the information contained in the area variance σ value of the operator to operator and 14B, the average value μ and variance σ organization based on the arithmetic difference between stressed and the operations of an organization that emphasizes differential data output value of new echo attention (not shown), and consists of boundary extraction and to contain the Extracted image after highlighting the difference between organizational boundary, echo data, attention perform image processing for stressed ultrasonic tissue difference operators we emphasize the difference in every organization, the average value of echo data in the reference area of distributed data centers and μ and σ values echo seeking attention, they mean value μ and variance σ the operators sought to highlight differences based on the organization. This will improve the accuracy of boundary extraction, image average value μ and variance σ the process perform a full scan highlighted the difference between different tissues can be recognized by taking into account the overall organization, and also the Ministry of fuzzy inference operators highlighted differences 28B in the organization The fuzzy reasoning operations performed by different organizations and stressed configuration, complicated and unnecessary to create a table for emphasis tissue difference operators were not required to create a table with a huge and wide.

[0032] The first five of the prior art ultrasound imaging equipment, the degree of separation of fuzzy inference operation part 28B that Computes the degree of separation from the organization's output and 52B, 28B of fuzzy inference to determine the membership function with the a means to set the parameters, based on the degree of separation of multiple tissues obtained by sequentially changing the parameters of membership functions to Optimize the parameter settings and 54B, the image after boundary extraction for differential tissue stress Extraction of conduct and established a boundary had been performed by the feedback loop to Optimize the membership functions. The fuzzy inference section 28B Achieved by the feedback loop to Optimize the membership function to be established, to determine the membership function parameters The degree of tissue separating the operations sequentially while changing the data, the optimal set of parameters based on degree of separation that organization that you go to the stage before the actual image processing to Optimize the membership functions, various organizations was organized to perform under stress difference corresponding to the most appropriate.

[0033] The conventional technology like this one – five in the first conventional technology, the image of the Internal Mammary ultrasound echoes as a method to obtain three-dimensionally, how to scan the surface of breast inspected manually by

the ultrasound probe (manual scanning) and how to traverse the mechanical (mechanical scanning) are generally used.

[0034]

[Problems to be solved by the invention] However, one of the above prior art – when considering the first five mechanical scanning technology to perform traditional because of the delicate tissue in the breast is very flexible, mechanical scanning, because they have breast tissue compressed by The ultrasound probe and mechanical scanning ultrasonic probe in the shape of the tumor with high reproducibility (three-dimensional ultrasonic image) can not be obtained.

[0035] Meanwhile, one of the above conventional technology – even if the fifth man to run a scan prior art, if you scan the surface of the breast experienced inspector manual scan, you can compress the breast Instead, fewer artifacts, it is important to get the high image fidelity. Other words, the surface of the breast by manual inspection skilled (manual) if you scanned in, in order to slightly adjust the position and orientation Examiner ultrasound probes, fewer artifacts, ultrasound and high-fidelity 3-D Images can be collected.

[0036] In addition In addition, in order to achieve this kind of manual scan, you need to manually scan for tracking in real-time ultrasound probe position and posture. In other words, the manual scan ultrasound images to collect three-dimensional case, because the voxel data conversion is required, it is necessary to record the data of ultrasound probe position and orientation of the image and the corresponding fault. In addition, to provide high-speed acquisition of image data, it is important that the memory of the machine to transfer data directly to calculate the position and orientation of the ultrasound probe as well as ultrasound images obtained while scanning the ultrasound probe.

[0037] The invention therefore, the conventional problems like this (first issue) and to resolve the issue, in particular, the three ultrasonic echoes obtained using the ultrasound probe is attached to position sensor dimensions from Mammary gland (measured object) is Extracted, the three-dimensional shapes (three-dimensional images) and benign tumors from three-dimensional surface, ideal for tumor imaging system to identify a diagnosis of malignant breast cancer The way to achieve that purpose and diagnosis.

[0038] In contrast, tumors (especially breast cancer) to the surface and to Evaluate the three-dimensional view is that it is important to extract the area of the tumor from ultrasound image data acquired voxel. Moreover, breast ultrasound images, the Speckle Artifacts such as noise and acoustic shadow, missing edges, some specific difficulties, such as ultrasound images there is a non-tumor areas, such as low-intensity muscle layer.

[0039] However, by a simple threshold to prepare for the two breast ultrasound images to perform a second thresholding method to perform image processing such as binarization and differential operators of four or five in the prior art conventional technology, the Mammary ultrasound images for image processing using two methods for image processing and derivative operators of traditional values and even go in the second sentence of the various fuzzy reasoning, in The Roots, to achieve the extraction accuracy and expected considered difficult.

[0040] The image processing techniques using this kind of tumor found in high-precision, in order to achieve a decision and malignant tumors is that they need large computer resources and a complex calculation algorithm had problems.

[0041] The invention, these conventional problems (second issue), and to resolve the issue, in particular, three dimensional LOG (Laplace of Gaussian) membership functions automatically created using the filters using fuzzy reasoning and relaxation, and each voxel "tumor", "normal tissue" between the two and the "boundary" of the three classes of one, based on the results, the tumors by determining the three-dimensional space, personal computers (PCs) with a short small computer resources much computing power (speed), calculated (Image Processing) provides a simple fuzzy inference algorithm that can result, three-dimensional ultrasonic image from tumors (especially breast tumors) can be found in areas of high precision, of how to achieve better diagnosis of tumors can be automatically Extracted to determine reproducibility of malignancy and has two purposes.

[0042] By the way, the greatest characteristic of breast tumor diagnosis and differential diagnosis of malignancy can get good at stake, the most important among them is 1cm smaller than the diagnosis of cancer determination. Benign tumors, such as circular or oval in shape and contour the "smooth Hitoshi Katsu" is. However, malignant tumors, such as crab-shaped or star-shaped contour shape "properties of irregular and bumpy" exhibit.

[0043] However, one of the first from the prior art described above five standard ultrasound techniques, such as conventional technology, the characteristics of the commonly used geometric shapes in such a tomographic image, the tumor is still small When the only case observed in tomographic images is difficult to know whether the things that are benign or malignant tumors of the (cases) are found many.

[0044] The conventional technology of the above from one of five quantitative assessment of the only malignancy that ultrasound technology used in conventional technology, such as normal (to find) as the aspect ratio of tumor area (width depth ratio, or D / W ratio, S / V ratio), ie, the ratio of longitudinal diameter and transverse diameter of the largest in the tomographic images of the tumor (the ratio of major axis and minor axis) Oh also be available Ru.

[0045] In other words, these tumor area S / V ratio using the case, the cancer is S / V ratio but a value that is larger than benign tumors, certain criteria can not be found. So generally, the tumor area S / V ratio value of 0.8 or more malignant tumors, benign tumors below 0.6 and between 0.6 – 0.8 tumors of suspect cases and that.

[0046] However, such assessment of malignancy is obtained and the assumption that the most accurate tomographic images of the tumor, plus more, if the tumor is still small, even in benign tumors the area S / V ratio is that there are issues that tend to be high.

[0047] The invention, these problems of conventional (third issue), and to resolve the issue, in particular, visualization techniques such as using diagnostic ultrasound, three-dimensional images were Extracted as (benign and malignant) tumor surface area and volume of VS ratio of parameters of S / V ratio to quantify the irregular tumor surface contour and define the parameters using the body consisting of MRI images or ultrasound images and 3 cancer tissue from normal tissue to extract the boundaries

between dimensional image represented by the organization (in particular, breast cancer tissue (breast cancer)) tumor diagnostic methods that can be adapted to detect the pathological diagnosis support system, personal computer (PC) with a short small computer resources much computing power (speed), calculated (Image Processing) provides a simple way to diagnose the tumor, resulting in a tumor from ultrasonic three-dimensional images (In particular, Mammary tumors) can be found in areas of high precision, of how to achieve better diagnosis of tumors can be automatically Extracted to determine reproducibility of malignancy and has three purposes .

[0048]

Means to resolve the issues [claim] was done to resolve the issues mentioned above the invention of the probe inside the body to be measured using such a probe while scanning the surface of the object under test voxel data to generate the structure and surface structure of three-dimensional image acquisition process, said following the three-dimensional image acquisition process, each voxel of data, we infer that such a process is running Defajii tumor processing and fuzzy reasoning for the tumor extract and process the tumor area make a final decision is to pick out voxel data, followed by the extraction process such tumors, the degree of surface Irregularity of the tumor voxels Inferred be based on data such as a tumor are equipped with automatic identification process and to determine malignancy. Above where the three-dimensional image acquisition process, and process data to generate a probe on the probe surface structure and the internal structure of the object probe shall be measured using the probe while scanning the surface of the object under test, said probe conditions attached to the spatial location of the probe and said during the scanning / generate them synchronized operation of the object probe data measured above the coordinates of the probe to measure the position in question, or three-dimensional position sensing process と、前記探針データの収集を行う際に、当該探針データの収集と同期して前記プローブ座標データを収集するトラッキング工程と、前記探針データ及び当該探針データと同期した前記プローブ座標データを用いて、3次元画像データを生成する3次元座標変換工程と、3次元画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセルデータに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもって当該ボクセルのボクセルデータとする3次元ボクセルデータ発生工程とを有している。

【0049】前記腫瘍抽出処理過程は、前記ボクセルデータの各々に対して、超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジイ推論に利用するメンバシップ関数の[0.1]区分の確率分布として表現する特徴量演算工程と、当該メンバシップ関数を備えたファジイ推論過程に基づいて当該統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する工程を含むメンバシップ関数自動生成工程と、当該生成されたメンバシップ関数及びファジイルールを含んで構成される前記ファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けするファジイ推論工程と、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う工程と、前工程に続いて、各ボクセルを、"腫瘍"、"正常組織"または"境界"のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程とを含むデファジイ工程とを有している。

【0050】前記悪性腫瘍自動識別過程は、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積(S)、体積(V)を利用した腫瘍形状判定パラメータ(γ)を計算する腫瘍凹凸不整定量化工程と、当該計算した腫瘍形状判定パラメータ(γ)が所定の閾値未満である場合に当該腫瘍の表面が滑らかであると判定し、当該閾値以上である場合に当該腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する形状判定工程と、当該表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、当該表

面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する腫瘍診断工程とを有している。

【0051】前記腫瘍形状判定パラメータは、 $\gamma = (S^3 / V^2) / K$, K = 定数で定義されている。

【0052】1請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、プローブ手段にはプローブ姿勢検出センサが取り付けられているので、プローブ工程がスキャニング中のプローブ手段の空間的な位置及び/または姿勢を測定すれば、3次元位置センサ工程が被測定物体の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成できる。また、プローブ工程がプローブ手段を用いて被測定物体の表面をスキャニングしながら被測定物体を探索して探針データを生成する際に、トラッキング工程は、この探針データの収集と同期してプローブ座標データを収集する。続い The three-dimensional coordinate conversion process, using a probe coordinate data synchronized with the probe data and probe data to generate three-dimensional image data. Following the three-dimensional voxel data generation process, we three-dimensional image data, the linear image interpolation, while conversion to an isotropic voxel data for the same voxel corresponding to two different values if two or more voxel data and the cell is the average of these with me. I.e., the position data measured by means of sensors attached to the probe position detecting probe (probe means of coordinate data), using data from the probe into a series of voxel data obtained by means of any scanned probe be able to.

【0053】Such three-dimensional image acquisition process is suitable for applications such as cell data to create the objects we have measured as a probe of the delicate breast tissue with a very flexible structure. In other words, the manual scanning probe data were collected to adjust the position and orientation sensitive probe means to manually scan the surface of the breast is experienced inspector conventional (scanning) and work your way mechanical probeに走査するメカニカル走査(スキャニング)作業に代えて、プローブ手段に取り付けられたプローブ姿勢検出センサがスキャニング中のプローブ手段の空間的な位置及び/または姿勢を測定し、乳腺(被測定物体)の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成し、トラッキング工程が、この探針データの収集(スキャニング)と同期してプローブ座標データを収集することで、探針データと同時にプローブ手段の位置データ(プローブ手段の座標データ)を取得し、取得された探針データを、位置データとして利用して、従来のマニュアル走査やメカニカル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータに変換できるようになる。

【0054】また、腫瘍抽出処理過程によれば、特徴量演算工程が、ボクセルデータの各々に対して、2次元超音波画像または3次元超音波画像上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布を、ファジィ推論に利用するメンバシップ関数の[0.1]区分の確率分布として表現する工程を実行する。またメンバシップ関数自動生成工程が、メンバシップ関数を備えたファジィ推論過程に基づいて、特徴量演算工程で求めた統計量の分布をまとめて腫瘍の領域を自動抽出する工程を実行する。これにより、ボクセルデータに対して3次元フィルタをかけLog, その出力の正負及びゼロクロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数を求めることができるようになる。種の1次微分2フィルタ、またはバンドパスフィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LOG (Laplace of Gaussian) フィルタを用いる結果、ボクセルデータの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる。これらの出力のゼロクロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元Logフィルタ出力のゼロクロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロクロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫

瘍",負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して,ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる.このような簡便なクラス分類を実行することにより,PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる.またファジィ推論工程が,メンバシップ関数自動生成工程で求めたメンバシップ関数自動生成工程を実行した際に生成されたメンバシップ関数,及びファジィルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて,各ボクセルを,所定数のタイプの領域にクラス分けする工程を実行する.デファジィ(Defuzzify)工程は,弛緩法に基づいた非ファジィ化過程を各ボクセルに対して実行し,この工程(非ファジィ化過程の工程)に続いて,各ボクセルを,"腫瘍","正常組織"または"境界"のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程を実行する.このようなファジィ推論工程とデファジィ工程を設けることにより,パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジィ推論と弛緩法を用いて,各ボクセルを"腫瘍","正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類できるようになる.その結果,PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような,簡便な超3音波次元画像から,スペckルノイズや音響陰影などのアーチファクト,境界部の欠落,筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍(特に,乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき,悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できるようになる.

0055】 【一方腫瘍抽出処理過程では,悪性腫瘍はその表面形状が良性腫瘍のそれより凹凸不整のため,表面積が同じ体積を有する良性腫瘍より大きいことを利用する.そこで表面形状の凹凸不整を定量化するために,抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータを定義する.このために,腫瘍凹凸不整定量化工程を実行することにより,腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積,体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ(γ)を計算する.この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて,球の場合で正規化した表面積と体積の比のパラメータ S/V ratioが悪性腫瘍が良性腫瘍より高値を示すことに注目して,形状判定工程を実行することにより,計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方,閾値以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する.形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより,形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し,表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する.

【0056】 その結果,悪性腫瘍(癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき,3腫瘍表面の次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり,腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる.

【0057】 すなわち,乳腺腫瘍の自動抽出システム(病理診断支援システム)によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し,そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測評価することができるようになる.腫瘍表面の3次元表示は,我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェスレンダリングを用いる.これにより,腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり,検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる.その結果,抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化することによって乳癌診断を支援できるようになる.

【0058】 腫瘍形状判定パラメータ γ の算出は,コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき,乳腺腫瘍の初期診断,集団検診として有効な手段となる.

【0059】 2また請求項に記載の発明は,1請求項に記載の腫瘍診断方法において,前記探針工程が,超音波プローブからの超音波を用いて乳腺の表面をスキヤニングしながら当該乳腺からの超音波エコーに基づく探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断層画像データを生成する探針工程である.前記3次元位置検知工程が,前記超音波プローブに取り付けられた状態で,乳腺の表面をスキヤニング中の当該超音波プローブの空間的な位置及び/または姿勢

を測定して当該超音波プローブ座標データを前記乳腺の探針動作に同期させて生成する。前記トラッキング工程が、前記超音波断層画像データの収集を行う際に、当該超音波断層画像データの収集と同期して前記プローブ座標データを収集し、前記3次元座標変換工程が、前記超音波断層画像データ及び当該超音波断層画像データと同期した前記プローブ座標データを用いて、3次元超音波画像データを生成する。前記3次元ボクセルデータ発生工程が、3次元超音波画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセルデータに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均 Voxel to voxel data with said average value.

【0060】2請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、1請求項に記載の効果に加えて、プローブに取り付けた交流磁界によるプローブ姿勢検出センサを制御するトラッキング工程は、自己(すなわち、プローブ姿勢検出センサ)の空間的な位置データ(位置や姿勢に関する3次元座標のデータ13a=位置データ)を実時間で測定してプローブ座標データとして出力する。このためトラッキング工程は、超音波断層画像データの収集(探針工程)と同期したプローブ座標データの収集ができる。これに応じて3次元座標変換工程が、超音波断層画像データ及び超音波断層画像データと同期したプローブ座標データを用いて3次元超音波画像データを生成し、3続いて次元ボクセルデータ発生工程が、3次元超音波画像データに線形画像補間を行って、等方的なボクセルデータに変換する一方で、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータとする。すなわち、プローブの位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像(超音波断層画像データ)と同時にプローブの位置データ(プローブ座標データ=位置データ)をプローブの位置の補正データとして用いることで、トラッキング工程によって取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータに変換することができる。その結果、メカニカルにプローブで乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の超音波断層画像データを生成できるようになる。

【0061】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータとすることにより、取得した超音波断層画像(探針データ)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ(ボクセルデータ)が生成できるようになる。

【0062】3また請求項に記載の発明は、1請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記3次元座標変換工程は、前記探針データと同期した前記プローブ座標データとして、前記3次元位置検知工程の前記プローブ工程に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 ϕ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、($i, j = 1, 2, 3$)を用い、前記探針データの座標($x, y, 0$)に対して当該変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて前記3次元画像データの座標(x', y', z')を生成する論理構成の腫瘍診断方法である。

【0063】3請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、1請求項に記載の効果に加えて、プローブ手段にはトラッキング工程が制御するプローブ姿勢検出センサが取り付けられており、トラッキング工程は、このプローブ姿勢検出センサが生成する空間的な位置データ(位置や姿勢に関する3次元座標のデータ位置データ13a=)を実時間で測定してプローブ座標データとして出力する。このためトラッキング工程は、探針データの収集と同期したプローブ座標データの収集ができる。これに応じて3次元座標変換工程が、探針データ及び探針データ(超音波断層画像データ)と同期したプローブ座標データを用いて3次元画像データを生成するために、探針データの座標($x, y, 0$)に対して、変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて前記3次元画像データの座標(x', y', z')を生成する。すなわち、プローブの位置(x_0, y_0, z_0)や姿勢(ψ, θ, ϕ)を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像データ



の座標(x, y, 0)と同時にプローブのプローブ座標データとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ をプローブの位置の補正データとして用いることで、プローブに取り付けた交流磁界によるプローブ姿勢検出センサによって取得された超音波断層画像データの座標(x, y, 0)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータの座標(x', y', z')に変換することができる。その結果、メカニカルにプローブで乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の超音波断層画像データの座標(x, y, 0)を生成できるようになる。

【0064】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータの座標(x', y', z')とすることにより、取得した超音波断層画像(探針データ)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データの座標(x', y', z')が生成できるようになる。

【0065】4また請求項に記載の発明は、2請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記3次元座標変換工程における変換行列 $T[a_{ij}]$ における各々の行列要素 a_{ij} 、(i, j = 1, 2, 3)は、 $a_{11} = \cos(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{12} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\phi)$, $a_{13} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\phi)$, $a_{21} = \sin(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{22} = \cos(\psi) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi)$, $a_{23} = \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\phi)$, $a_{31} = -\sin(\theta)$, $a_{32} = \cos(\theta) \cdot \sin(\phi)$, $a_{33} = \cos(\theta) \cdot \cos(\phi)$

で定義されている論理構成の腫瘍診断方法である。

【0066】4請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、2請求項に記載の効果に加えて、プローブの位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数(正弦関数や余弦関数sin cos,及びこれらの四則演算)で表現された変換行列 $T[a_{ij}]$ をプローブの位置の補正データとして用いることで、プローブに取り付けた交流磁界によるプローブ姿勢検出センサによって取得された超音波断層画像データの座標(x, y, 0)を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ(PC)のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータの座標(x', y', z')に変換することができる。その結果、メカニカルにプローブで乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の超音波断層画像データの座標(x, y, 0)を小規模のハードウェアでも高速低コストで生成できるようになる。

【0067】5また請求項に記載の発明は、1請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記特徴量演算工程で用いられる前記所定の統計量は、前記各ボクセルに対する輝度平均値、前記各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離、及び前記各ボクセルに対する輝度分散を含み、当該輝度平均値は、輝度平均値 = $(\sum \sum f(i, j, k)) / N^3$ ただし、i, j, k = 0, 1, 2, ..., N-1 (N:自然数)であり、f(i, j, k)はボクセル(i, j, k)における輝度値を表し、Nは参照ボクセルボリュームの大きさ、 Σ は総和記号で与えられ、当該各ボクセルに対する輝度の重心(g_x, g_y, g_z)は、 $g_x = (\sum \sum (f(i, j, k) \cdot (i+1))) / (\sum \sum f(i, j, k))$, $g_y = (\sum \sum (f(i, j, k) \cdot (j+1))) / (\sum \sum f(i, j, k))$, $g_z = (\sum \sum (f(i, j, k) \cdot (k+1))) / (\sum \sum f(i, j, k))$

Given in the distance and the geometric center of gravity of the intensity of each voxel in question, the distance between the geometric center of gravity and intensity = $(g_x - c_x)$

$\times) 2 + (g_y - c_y)^2 + (G_z - C_z)^2)^{1/2}$ ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり, $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し, N (自然数) は参照ボクセルポリュームの大きさ, (g_x, g_y, g_z) は, それぞれ参照ボクセルポリュームにおける輝度の重心の座標, (c_x, c_y, c_z) は幾何学的な中心の座標で与えられ, 当該各ボクセルに対する輝度分散は, 輝度分散 $= (\sum \sum \sum (f(i, j, k) - u)^2) / N^3$ ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり, $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し, N (自然数) は参照ボクセルポリュームの大きさ, u は輝度平均値で与えられる論理構成の腫瘍診断方法である.

【0068】 5請求項に記載の腫瘍抽出処理過程によれば, 1請求項に記載のの効果に加えて, 輝度平均値が"腫瘍"領域では小さく, "正常組織"の領域では大きく, また, "境界"領域ではその中間の値をとると考えられることから, 前述の特徴量演算工程で用いられる所定の統計量を, 各ボクセルに対する輝度平均値 $(\sum \sum \sum f(i, j, k)) / N^3$ (ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数), $f(i, j, k)$ = ボクセル (i, j, k) における輝度値, N は参照ボクセルポリュームの大きさ, \sum = 総和演算) としている. その結果, 2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような, 輝度の低い"腫瘍"(tumor), 輝度の高い"正常組織"(normal tissue), そして両者の"境界"(boundary)を識別できるようになる.

【0069】 また輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離の値が, "正常組織"の領域では輝度の重心と参照ポリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられ, "境界"の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ, 注目画素は"境界"であれば距離が大きく, 逆に"正常組織"であれば距離が小さい値となることから, 前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を, 少なくとも, 各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離とに基づいて決定している.

【0070】 ここで, 各ボクセルに対する輝度の重心 (g_x, g_y, g_z) は, 以下の式で与えられる.

【0071】 $g_x = (\sum \sum \sum (f(i, j, k) \cdot (i + 1))) / (\sum \sum \sum f(i, j, k))$, $g_y = (\sum \sum \sum (f(i, j, k) \cdot (j + 1))) / (\sum \sum \sum f(i, j, k))$, $g_z = (\sum \sum \sum (f(i, j, k) \cdot (k + 1))) / (\sum \sum \sum f(i, j, k))$

また各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は, 以下の式で与えられる.

【0072】 輝度の重心と幾何学的な中心の距離 $= ((g_x - C_x)^2 + (g_y - C_y)^2 + (g_z - C_z)^2)^{1/2}$ ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$, $f(i, j, k)$ = ボクセル (i, j, k) における輝度値, N (自然数) = 参照ボクセルポリュームの大きさ, (g_x, g_y, g_z) = それぞれ参照ボクセルポリュームにおける輝度の重心の座標, (c_x, c_y, c_z) = 幾何学的な中心の座標である.

【0073】 また輝度の分布が, "腫瘍"の領域では小さく, "正常組織"と"境界"では大きな値になることを考慮して, 前述の特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を, 各ボクセルに対する輝度分散を含んで決定している.

【0074】 ここで, 各ボクセルに対する輝度分散は, 以下の式で与えられる.

【0075】 各ボクセルに対する輝度分散 $= (\sum \sum \sum (f(i, j, k) - u)^2) / N^3$ ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$, $f(i, j, k)$ = ボクセル (i, j, k) における輝度値, N (自然数) = 参照ボクセルポリュームの大きさ, u は輝度平均値である.

【0076】 6また請求項に記載の発明は, 5請求項に記載の腫瘍診断方法において, 前記メンバシップ関数自動生成工程は, 被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して, 乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合, 前記ファジイ推論に利用する当該メンバシップ関数を前記ボクセル毎に3次元ガウシアンラプラスフィルタの出力に基づいて自動作成する工程である, 論理構成の請求項5に記載の腫瘍診断方法である.

0077 【6】 請求項に記載の発明によれば, 5請求項に記載の効果に加えて, 被検者の皮下脂肪の

厚さや周囲乳腺組織の状態に起因して、乳腺超音波像上における輝度分布を含む統計量に変化がある場合、前述のメンバシップ関数自動生成工程は、3次元ガウシアンラプラスフィルタの出力に基づいて、ファジィ推論に利用するメンバシップ関数をボクセル毎に自動作成する。すなわち、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパスフィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアンラプラスフィルタを用いる結果、ボクセルデータの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる。これらの出力のゼロクロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアンラプラスフィルタ出力のゼロクロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロクロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正值が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。

【0078】 7また請求項に記載の発明は、5請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記メンバシップ関数自動生成工程は、前記メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、3前記次元ガウシアンラプラスフィルタ $g(r)$

$$g(r) = (R^{-2-3\sigma^2}) / ((2\pi)^{3/2} \cdot \Sigma^7) \cdot \text{Exp}(-r^2 / 2\sigma^2)$$

r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で表される3次元Logフィルタ出力から求める3次元Logフィルタ工程と、前記3次元Logフィルタ出力のゼロクロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の"境界"を抽出する境界抽出工程と、当該Log 3次元フィルタ出力が正值を示すボクセルを輝度の低い"腫瘍"に分類する腫瘍抽出工程と、当該Log 3次元フィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い"正常組織"に分類する正常組織抽出工程と、前記腫瘍抽出工程において"腫瘍"と分類されたボクセルに対して、膨張収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する"腫瘍"に分類されたボクセルや"境界"に分類されたボクセルを除去し、前記"腫瘍"に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張収縮処理工程と、前記膨張収縮処理工程の前後で共に"境界"に対して前記クラス分けが行われたボクセルのみにに対して前記特徴量演算工程を実行して前記輝度平均値、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び前記輝度分散の3つの特徴量を計算するボクセル選別特徴量計算工程と、前記ボクセル選別特徴量計算工程で求めた3つの特徴量の各々に対して、各々の確率密度関数に応じた前記メンバシップ関数を求めるメンバシップ関数決定工程とを有する論理構成の腫瘍診断方法である。

【0079】 7請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、3次元Logフィルタ工程は、メンバシップ関数の作成に用いるボクセルを、以下の式で表される3次元Logフィルタ出力から求める。

【0080】

$$3\text{次元ガウシアンラプラスフィルタ } g(r) = (R^{-2-3\sigma^2}) / ((2\pi)^{3/2} \cdot \Sigma^7) \cdot \text{Exp}(-r^2 / 2\sigma^2)$$

ただし、 r = 原点からの距離、 σ = ガウシアン標準偏差境界抽出工程は、3次元Logフィルタ工程で求めた3次元Logフィルタ出力のゼロクロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の"境界"を抽出する。

【0081】 腫瘍抽出工程は、3次元Logフィルタ工程で求めた3次元Logフィルタ出力が正值を示すボクセルを輝度の低い"腫瘍"に分類する。

【0082】 正常組織抽出工程は、3次元Logフィルタ工程で求めた3次元Logフィルタ出力が負値を示すボクセルを輝度の高い"正常組織"に分類する。

【0083】 膨張収縮処理工程は、腫瘍抽出工程において"腫瘍"と分類されたボクセルに対して、膨

張収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する"腫瘍"に分類されたボクセルや"境界"に分類されたボクセルを除去し、"腫瘍"に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に、両者を分断する。このような処理を設けることにより、クラス分けされた"腫瘍"ボクセル、"正常組織"ボクセルすべてに対して3つの特徴量を計算できるようになる。また、膨張収縮処理前後で共に"境界"とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算することで、"境界"についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った"境界"ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0084】ボクセル選別特徴量計算工程は、膨張収縮処理工程の前後で共に"境界"に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算工程を実行して輝度平均値(第1の特徴量)、輝度の重心と幾何学的な中心の距離(第2の特徴量)、輝度分散(第3の特徴量)の3つの特徴量を計算する。

【0085】メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別特徴量計算工程で求めた3つの特徴量(乃至第1第3の特徴量)の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める。

【0086】8また請求項に記載の発明は、5請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記メンバシップ関数決定工程において、前記3つの特徴量の各々に対する確率密度係数を、 $P_A(X) = x / \sigma^2 \cdot \exp((-x^2 + \Sigma^2) / \Sigma^2) \cdot I_0(Xs / \sigma^2)$ 、ここで、 $I_0(X)$ は第0種第1次の変形ベッセル関数で表現し、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度平均値に対するメンバシップ関数を、"腫瘍"についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似すると共に、"正常組織"と"境界"についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似し、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似し、前記メンバシップ関数決定工程において、前記輝度分散に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似する論理構成の腫瘍診断方法である。

【0087】8請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別特徴量計算工程で求めた3つの特徴量(乃至第1第3の特徴量)の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、3つの特徴量(乃至第1第3の特徴量)の各々に対する確率密度係数を、以下の式で定義している。

$$【0088】 P_A(X) = x / \sigma^2 \cdot \exp((-x^2 + \Sigma^2) / \Sigma^2) \cdot I_0(Xs / \sigma^2)$$

ここで、 $I_0(X)$ = 第1種第0次の変形ベッセル関数である。

【0089】このような $P_A(X)$ は、Rician関数とよばれている。Rician関数は、 $s = 0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s / σ が大きくなるとに近づくGaussian。

【0090】また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックルパターンが現れ、Rayleigh輝度変動は分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh Gaussian分布からへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍" Rayleigh領域では分布となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussianとなることが予想できる。そこで、3つの特徴量(乃至第1第3の特徴量)の各々に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については"腫瘍"をRayleigh分布で近似し、その他の"正常組織"と"境界" Gaussianをで近似できるようになる。

【0091】また特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、"正常組織"及び"腫瘍"領域では小さく、"境界"領域では大きくなる傾向があるので、確率密度係数としてRician



関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0092】同様の主旨で、特徴量における輝度分散については、確率密度係数としてRician関数を用いることにより、 v 輝度分散のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0093】また確率密度係数は、Rician関数とよばれている。Rician関数は、 $s = 0$ のとき、Rayleigh分布となり、 s / σ が大きくなるとに近づくGaussian。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペックルパターンが現れ、Rayleigh輝度変動は分布となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh Gaussian分布からへと近づいていくことが示されている。一方、特徴量における輝度平均値についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍" Rayleigh領域では分布となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源Gaussianの混在するとなることが予想できる。

【0094】このため、メンバシップ関数決定工程は、ボクセル選別特徴量計算工程で求めた3つの特徴量(乃至第1第3の特徴量)の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数を求める場合、輝度平均値に対するメンバシップ関数を、"腫瘍"についてはレイリー分布で表現された確率密度関数で近似し、"正常組織"と"境界"についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第1特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については"腫瘍"をRayleigh分布で近似し、その他の"正常組織"と"境界" Gaussianをで近似できるようになる。またメンバシップ関数決定工程は、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数をレイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離については、"正常組織"及び"腫瘍"領域では小さく、"境界"領域では大きくなる傾向があるので、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。同様にメンバシップ関数決定工程は、輝度分散に対するメンバシップ関数を、レイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数としてRician関数を用いることにより、特徴量における輝度分散については、輝度分散 v のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0095】9また請求項に記載の発明は、5請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記ファジイ推論工程は、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数と前記ファジイルールを含んで構成される前記ファジイ推論過程に基づいて、前記各ボクセルを、"腫瘍"のクラスに属するグレード、"正常組織"のクラスに属するグレード、"境界"のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いて前記クラス分けを実行する工程を含み、当該ファジイルールは、前記輝度平均値 u を、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散をとしたとき v , if then else条件文形式で表されたルール;

R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small) then the voxel is "tumor", R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue", R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary"で表現される論理構成の腫瘍診断方法である。

【0096】9請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、ファジイ推論工程は、メンバシップ関数決定工程において生成した3つのメンバシップ関数とファジイルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、"腫瘍"のクラスに属するグレード、"正常組織"のクラスに属するグレード、"境界"のクラスに属するグレードの3つのグレードを用いてクラス分けを実行する工程を含んでいる。

【0097】ここで用いるファジイルールは、輝度平均値を u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、 v 輝度分散をとしたとき、if then else条件文形式で表された以下のルールとして定義されている。

【0098】R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small) then the voxel is "tumor", R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large) then the voxel is "normal tissue", R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium) then the voxel is "boundary"

【0099】また、ファジイ推論工程で用いられるメンバシップ関数は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数、輝度分散に対するメンバシップ関数の3つを少なくとも含んでいる。

【0100】10また請求項に記載の発明は、5請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記ファジイ推論工程は、前記輝度平均値を u 、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離を d 、前記輝度分散をとしたとき v 、前記メンバシップ関数決定工程において生成した前記輝度平均値に対するメンバシップ関数、前記輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び前記輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレード $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ の各々を求める第1論理工程と、当該グレード $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ の各々の値を、前記ファジイ推論の機構に入力して前記各ボクセルの"腫瘍"らしさを規定するアナログ値 μ_t 、"正常組織"らしさを規定するアナログ値 μ_n または"境界"らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める第2論理工程とを含み、当該ファジイ推論機構は、R1: $\mu_t = \text{Min}(\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V)$, R2: $\mu_n = \text{Min}(\mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V)$, R3: $\mu_b = \text{Min}(\mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V)$

ただし、 $\min(a_1, A_2, A_3)$ は a_1, A_2, A_3 の中から最小値を選択する演算で表現される論理構成の請求項5に記載の腫瘍診断方法である。

【0101】10請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、第1論理工程は、メンバシップ関数決定工程で求めたメンバシップ関数に基づいて各ボクセルにおける特徴量の各々に対応する3つのクラスに属するグレード $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ の各々を求める(輝度平均値= u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離= d 、輝度分散= v)。

【0102】ここで、グレード $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ の各々は、メンバシップ関数決定工程において生成した輝度平均値に対するメンバシップ関数、輝度の重心と幾何学的な中心の距離に対するメンバシップ関数及び輝度分散に対するメンバシップ関数に基づいて求められる。

【0103】第2論理工程は、グレード $\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V, \mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V, \mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V$ の各々の値に基づいて、ファジイ推論の機構に入力して各ボクセルの"腫瘍"らしさを規定するアナログ値 μ_t 、"正常組織"らしさを規定するアナログ値 μ_n または"境界"らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める。ここで、第2論理工程で用いられるファジイ推論機構を、次式で定義している。

【0104】

R1: $\mu_t = \text{Min}(\mu_t | U, \mu_t | D, \mu_t | V)$, R2: $\mu_n = \text{Min}(\mu_n | U, \mu_n | D, \mu_n | V)$, R3: $\mu_b =$

$\text{Min}(\mu_b | U, \mu_b | D, \mu_b | V)$

(ただし, $\min(a_1, A_2, A_3) = A_1, A_2, A_3$ の中から最小値を選択する演算).

【0105】これにより,前述のif then else条件文形式で表されたルールにおける"if ~ then"の条件文中の"and"論理演算は"ある事実の起こりうる確率が,それぞれの条件のうちの最小の確率となる"ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる.

【0106】11また請求項に記載の発明は,5請求項に記載の腫瘍診断方法において,前記デファジイ工程における,前記弛緩法に基づいた前記非ファジイ化過程を前記各ボクセルに対して行う工程は,前記前記各ボクセルにおける前記特徴量の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像(μ_t, M_n, M_b)から弛緩法に基づく前記非ファジイ化過程処理を行って全ボクセルデータを3つの領域に前記クラス分けを実行する際に,(1)注目するボクセルが"腫瘍"であれば,"正常組織"に分類されたボクセルとは接しない,(2)注目するボクセルが"境界"であれば,必ず"腫瘍"と"正常組織"のボクセルに接する,(3)注目するボクセルが"正常組織"であれば,"腫瘍"に分類されたボクセルとは接しないといった規則に基づいて,"腫瘍"と接する"正常組織"を"境界"と定義する工程を含み,前記デファジイ工程における,前記"腫瘍","正常組織"または"境界"のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う工程は,すべてのボクセルを,"腫瘍"のグレードを示す画像 μ_t ,"正常組織"のグレードを示す画像 μ_n ,または"境界"のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいてラベル付けするラベル付け工程と,前工程に続いて,注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における"腫瘍"の領域のラベルの数 N_t ,"正常組織"の領域のラベルの数 N_n ,及び"境界"の領域のラベルの数 N_b をそれぞれに計算するラベル数計算工程と,当該ラベルの数(N_t, N_n, N_b)の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を並列的に反復する並列反復工程とを含み,前記局所的な制約ルールは,if then else条件文形式で表されたルール;
R1: if $N_t > 1$ and $N_b \geq 2$ and $N_n = 1$ then $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$, R2: else if $N_n > 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_t = 1$ then $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$, R3: else if $N_t = 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_n \geq 1$ then $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$, R4: else if $N_t > N_n + 12$ Then $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$, R5: else if $N_n > N_t + 12$ then $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$, R6: else then $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$, ただし,記号 \uparrow はその値にある定数Cを加えること,記号 \downarrow はその値から定数Cを減することを意味しているで表現される論理構成の腫瘍診断方法である.

【0107】11請求項に記載の発明によれば,5請求項に記載の効果に加えて,前述のデファジイ工程における,弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う工程は,各ボクセルにおける特徴量(輝度平均値,輝度の重心と幾何学的な中心の距離,輝度分散)の各々に対する3つのクラスに属するグレードの画像(μ_t, M_n, M_b)から弛緩法に基づく非ファジイ化過程処理を行って全ボクセルデータを3つの領域にクラス分けを実行する際に,以下の規則に基づいて,"腫瘍"と接する"正常組織"を"境界"と定義する.

【規則】0108 (1)注目するボクセルが"腫瘍"であれば,"正常組織"に分類されたボクセルとは接しないと定義する.

【規則】0109 (2)注目するボクセルが"境界"であれば,必ず"腫瘍"と"正常組織"のボクセルに接すると定義する.

【規則】0110 (3)注目するボクセルが"正常組織"であれば,"腫瘍"に分類されたボクセルとは接しない.これにより,3つの属性に関するグレードの画像(μ_t, M_n, M_b)から弛緩法に基づくデファジイ(非ファジイ化過程)処理によって全ボクセルデータを3つの領域にクラス分けできるようになる.

【0111】また,"腫瘍","正常組織"または"境界"のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行

う工程として、ラベル付け工程、ラベル数計算工程、並列反復工程が前述のデファジイ工程において実行される。

【0112】ここでラベル付け工程は、“腫瘍”のグレードを示す画像 μ_t 、“正常組織”のグレードを示す画像 μ_n 、または“境界”のグレードを示す画像 μ_b の中で最大値をとるクラスに基づいて、すべてのボクセルに対するラベル付けを行う工程である。

【0113】またラベル数計算工程は、前述のラベル付け工程に続いて、注目しているボクセル(注目ボクセル)に連結する(連続して連なる) $3 \times 3 \times 3$ (ボクセル)の領域(3次元領域)内に存在する“腫瘍”の領域のラベルの数 N_t 、“正常組織”の領域のラベルの数 N_n 、及び“境界”の領域のラベルの数 N_b をそれぞれ計算する工程である。

【0114】また並列反復工程は、ラベル数計算工程で算出したラベルの数(N_t 、 N_n 、 N_b)の各々を局所的な制約ルールに入力する処理を、3次元画像を構成するボクセルに対して並列的に反復する工程である。

【0115】これにより、すべてのボクセルは、“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のグレードを示す3つの画像(μ_t 、 M_n 、 M_b)の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”の3つの領域のラベルの数(N_t 、 N_n 、 N_b)をそれぞれに計算し、局所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t 、 M_n 、 M_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”に分類する。

【0116】また、並列反復工程で用いられる局所的な制約ルールを、if then else条件文形式で表された以下のルールで規定している。

【0117】

R1: if $N_t > 1$ and $N_b \geq 2$ and $N_n = 1$ then $\mu_t \downarrow$, $\mu_n \downarrow$, $\mu_b \uparrow$, R2: else if $N_n > 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_t = 1$ then $\mu_t \uparrow$, $\mu_n \downarrow$, $\mu_b \downarrow$, R3: else if $N_t = 0$ and $N_b \geq 1$ and $N_n \geq 1$ then $\mu_t \downarrow$, $\mu_n \uparrow$, $\mu_b \downarrow$, R4: else if $N_t > N_n + 12$ Then $\mu_t \uparrow$, $\mu_n \downarrow$, $\mu_b \downarrow$, R5: else if $N_n > N_t + 12$ Then $\mu_t \downarrow$, $\mu_n \uparrow$, $\mu_b \downarrow$, R6: else then $\mu_t \downarrow$, $\mu_n \downarrow$, $\mu_b \uparrow$, (ただし、 $A \uparrow$ はの値にある定数を加えること $A + C$ を意味する演算子、 $A \downarrow$ はの値から定数Cを減すること $A - C$ を意味する演算子)

具体的には、各ボクセルについてR1～R6は順番に処 O. is, if one was established after the rules are ignored. また、このデファジイ処理は並列的に繰り返し行われ、全ボクセルデータに対する μ_t 、 M_n 、 M_b の変化量の合計がある閾値以下となったときに終了する。Thisの時点で、各ボクセルに対して μ_t 、 M_n 、 M_b の中で最大の値をとる要素がそのボクセルの属性として決定される結果、最終的に各ボクセルに“腫瘍”、“正常組織”、または“境界”のいずれかの要素を割り当てることになる。また、周囲ボクセルの持つ“腫瘍”、“正常組織”及び“境界”のいずれかの要素を割り当てている。従って、例えば、あるボクセルの“境界”に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても、周囲に“腫瘍”(あるいは“正常組織”)に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合、そのボクセルの“腫瘍”(あるいは“正常組織”)であるグレード μ_t (あるいは μ_n)は反復処理によって大きく、“境界”と“正常組織”(あるいは“腫瘍”)に属するグレード μ_b と μ_n (あるいは μ_t)はより小さく変更されていく(R3, R5参照)。逆に、あるボクセルの“境界”らしさのグレード μ_b が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の“境界”、1つ以上の“腫瘍”と“正常組織”らしさのグレ



ードの大きいボクセルがあれば、そのボクセルの"境界"らしさのグレードはより大きな値に、"腫瘍"と"正常組織"らしさのグレードはより小さな値に更新されていく(R1参照)。

【0118】 12また請求項に記載の発明は、11請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記ラベル付け工程は、前記局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合、"腫瘍"のグレードを示す画像、"正常組織"のグレードを示す画像、または"境界"のグレードを示す画像の値を条件を満たすように徐々に更新する更新工程を含む論理構成の腫瘍診断方法である。

【0119】 12請求項に記載の発明によれば、11請求項に記載の効果に加えて、更新工程が前述のラベル付け工程において実行される。

【0120】 ここで更新工程は、並列反復工程実行時に用いられる局所的な制約条件によって矛盾が生じた場合、"腫瘍"のグレードを指示する画像、"正常組織"のグレードを指示する画像、または"境界"のグレードを指示する画像の値を、条件を満たすように徐々に更新する工程である。

【0121】 本発明におけるメンバシップ関数は、乳腺超音波像のボクセルデータに対する3次元フィルタの出力log、すなわち正負値及びゼロクロッシングの3つの領域について、本発明で用いた各特徴量、そして輝度の重心のずれのそれぞれのヒストグラムをGaussian Rayleigh分布とで近似することによって自動生成されている。そして、作成されたメンバシップ関数とファジイルールからなるファジイ推論機構を用いて、ボクセルデータに関する3つのクラスに属するグレードを表す画像を求め、そこから弛緩法の考え方を利用したデファジイ処理によって腫瘍の領域を徐々に修正しながら最終的に確定する。

【0122】 ここで、すべてのボクセルは、"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"のグレードを示す3つの画像(μ_t, M_n, M_b)の中で最大値をとるクラスによってラベル付けされる。次に、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域内における"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"の3つの領域のラベルの数(N_t, N_n, N_b)をそれぞれに計算し、局所的な制約ルールに入力する。更に、局所的な制約条件によって生じる矛盾が生じた場合は、条件を満たすように μ_t, M_n, M_b の値を徐々に更新していく。この処理を並列的に反復することによって、最終的にボクセルを"腫瘍"、"正常組織"、または"境界"に分類する。

【0123】 13また請求項に記載の発明は、1請求項に記載の腫瘍診断方法において、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、前記腫瘍の形状が球のときに前記腫瘍形状判定パラメータの値が1となるように前記kを正規化する定数正規化工程と、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、最終的に抽出された前記腫瘍を構成するボクセルの総和として前記腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程と、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作る第1工程と、当該第1工程に続いて、当該隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を前記腫瘍の表面積とする第2工程とを含む腫瘍表面積算定工程を含む論理構成の腫瘍診断方法である。

【0124】 13請求項に記載の腫瘍凹凸不整定量化工程によれば、1請求項に記載の効果に加えて、乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する。抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比 S/V ratioをパラメータを利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化している。更に加えて、良悪性の両者に対してこの S/V ratio (所定の閾値)を用いて両者のグループ分けを行う。

【0125】 このために請求項13に記載の腫瘍抽出処理過程では、腫瘍凹凸不整定量化工程を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ($\gamma = (S^3 / V^2) / K$)を計算する。腫瘍の表面が滑らかであれば γ は小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば γ は大きな値になる。そこでこの腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて形状判定工程を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値(S/V ratio)未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値(S/V ratio)以

上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する。

【0126】 3腫瘍表面の次元表示は、前述したように、サーフェスレンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0127】 また、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍体積算定工程を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ($\gamma = (S^3 / V^2) / K$)を計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて前述の形状判定工程を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行し、形状判定工程において表面判定結果に応じて腫瘍の良性/悪性を診断する。

【0128】 腫瘍体積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0129】 更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍体積算定工程を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍表面積算定工程を設け、第1工程を実行することにより、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成する。また第1工程に続いて第2工程を実行することにより、隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を腫瘍の表面積として算出する。更に加えて、この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて前述の形状判定工程を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行し、形状判定工程において表面判定結果に応じて腫瘍の良性/悪性を診断する。

【0130】 第1工程や第2工程を含む腫瘍表面積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0131】

【発明の実施の形態】 【本実施形態の技術背景】欧米において乳癌がすでに女性の癌による死亡原因の第1位にランクされている。日本での乳癌発生率は急上昇傾向にあり、2001年に乳癌が女性癌の発生率の第1位になるとも予測されている。しかし、今のところ、乳癌を予防する最善の方法というものはない。乳癌の早期発見早期治療が極めて重要となる。

【0132】 乳癌に発生する腫瘍には大別して悪性腫瘍(癌)と嚢胞や線維腺等の良性腫瘍がある。乳腺腫瘍診断の最大特徴は、良悪性の識別、すなわち乳腺腫瘍の中からの乳癌の判別診断が重要である。

【0133】 日常の乳腺腫瘍の診断には視触診の臨床的診断法が基本的な方法と見なされるが、画像診断法として、腺Mammography Xと超音波診断が必須であり、その他、医用共鳴画像(Magnetic Resonance Imaging:画像MRI)や細胞診などがある。MRIsは装置が高価で大掛かりなため、今のところ、乳腺腫瘍診断における画像診断法としてMammography X腺と超音波検査がよく使われている。

【0134】 日常の乳癌の診断は、概略的に、次のような手順で行われている。まず、視触診で腫瘍の存在が疑われるときは、次に画像診断、すなわち、X腺Mammographyあるいは超音波検査に移

る。視触診とMammography, 視触診と超音波検査,あるいはこの三者を併用して乳腺腫瘍診断を行うことが多い。しかし,これでもなお癌の確診のつかない場合は,次のステップとして細胞診を行う。これらの診断法には,それぞれの長所と短所がある。すなわち,視触診は,乳腺腫瘍臨床診断における基本的かつ重要な診断法であるが,腫瘍がまだ小さい,あるいは乳房の深部にある場合は,診断が困難となる。

0135 【X】は腺Mammography, X乳腺組織の腺エネルギーに対する吸収力の差によって映像化する技術であり,高い分解能の画像が得られるが, 30歳以下の若年層の場合は,のためdense breast, X腺Mammographyによる腫瘍の抽出は困難である。さらに, X腺による被曝の心配もある。

【0136】超音波画像は,容易に無侵襲かつリアルタイムで得られるというメリットを有するが, スペックルノイズなど,超音波の波動性の強さに起因した屈折,回折現象や干渉現象によって著しく劣化したものとなっているものが多い。また,臨床診断においては,検者が連続的に画面に表れる腫瘍部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)を観察しながら,腫瘍の幾何学的な特徴を推測し,その輪郭が滑らかか不整かなどに対する理解と評価によって良悪性を鑑別している。これは,検者の経験や専門知識などによるところが大きい。また,断層像だけでは腫瘍の表面形状を把握しにくい場合がある。

【0137】細胞診は,信頼性が高いが,侵襲性の検査であり,被検者に苦痛を与える問題がある。

【0138】従って,乳癌の発生率が急上昇傾向にある現状では,以下のような機能を持つ乳腺腫瘍診断支援システムの開発が望まれる。

【0139】すなわち, (1)腫瘍がまだ小さいときに早期発見ができること。 (2)被検者に被曝の危険を与えることなく安全に診断ができること。 (3)腫瘍の表面形状を3次元的に表示することができること。特に,その表面形状の凹凸不整を定量的に評価することができること。 (4)無侵襲,非観血であり,被検者に苦痛を与えないこと。 (5)システムの安全性及び信頼性が高いこと。

【0140】Mammography X線あるいは超音波検査による乳腺腫瘍の診断は,乳腺のX線像あるいは超音波断層画像における腫瘍の形状,すなわち,良性腫瘍はその輪郭が滑らか,悪性腫瘍(癌)は凹凸不整などといった形状診断によって行われている。これまでに,こういった画像上に表れる腫瘍の形状的な情報を利用して乳房X線画像から乳癌を自動認識する研究がいくつか行われている。D. Brzakovicらは, X線Mammographyから実験的に選んだ閾値による2値化処理により腫瘍領域の候補を選び,次いで抽出された腫瘍候補領域の面積,形状,エッジ部分の濃度変化などのパラメータにより良悪性を評価している。また,キム(C. Kimme)ら,及びウェイ(D. Wei)らによって乳房X線像における局所的テクスチャ解析による腫瘍の評価法も開示されている。これらの方法の基本的な特徴は,まず,乳腺の線画像に対してX 2値化,または通常のエッジ検出処理を行って腫瘍の候補領域を抽出し,そして抽出された腫瘍候補領域の2次元的な形状やテクスチャなどを評価することによって癌の診断を行うものである。X線間はMammography X線の乳腺に対する透過像であり,比較的高い分解能が得られることから,画像処理による腫瘍の抽出が容易にできる利点がある。しかし, 3次元的な腫瘍領域に対して2次元の情報だけを利用する腫瘍の良悪性の判別診断は十分であるとは言い難い。特に,腫瘍がまだ小さいときに,その2次元の輪郭形状からの良悪性の鑑別は困難となる場合がある。

0141 【一方,超音波検査による乳腺腫瘍の診断では, X線Mammographyと比較して有利な点がいくつかある。すなわち,超音波画像は透過像ではなく断層画像(超音波断層画像データ121a)として得られること,超音波式プローブ121を体表面に接触させるだけで,容易に実時間で乳腺内部を観察できること,被検者に対する苦痛が少ないこと,そして被曝の危険性がなく安全であることなどである。また, 3次元的に腫瘍部位に関する断層画像(超音波断層画像データ121a)を取得し, 3さらに次元処理を施すことによって腫瘍領域を抽出することができれば,腫瘍表面の3次元表示や表面形状の定量的計測及び評価が可能と予想されるため,より高い精度で

の良悪性の判別診断が期待できる。

【0142】超音波画像は生体部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)として、パルスエコー法に基づく超音波診断装置によって得られる。パルスエコー法の原理は、魚群探知機やレーダと同じである。この原理による超音波診断装置は、疾患部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)を容易に無侵襲、かつリアルタイムで得られるというメリットのため、臨床分野で広く普及している。

0143 【】超音波による画像診断は、検者が手で持つ超音波式プローブ121を疾患部位の内部をくまなく走査しながら、画面上に表される超音波画像を観察して、みずからの専門知識と経験を用いて頭の中で疾患部位に関する3次元的な形状の再構築や評価などを行っているのが現状である。これは、検者の経験や専門知識によるところが大きい。また個人差によって異なった理解や評価結果になることがあると考えられる。従って、3疾患部位を次元表示することによって共通な認識に基づく客観的な理解や判断、そして3次元計測並びに評価をすることにより定量的診断を行うことのできる腫瘍診断方法の開発が望まれる。

【0144】対象とする生体部位の3次元表示及びその体積や3次元形状の評価を行うためには、あらかじめその対象部位を抽出することが不可欠である。これまでに、やMRI CT X線などの医用画像に対して微分オペレータや2値化処理など従来の画像処理法を用いた境界自動抽出に関する研究は、数多く行われている。ところが、超音波画像では、スペックルと呼ばれる班紋状のノイズや音響陰影などのアーチファクトのため、MRI、CTやX線などの他の医用画像に対して行うのと同じような境界抽出法を適用することは困難である。超音波を用いて循環器領域における左心室の体積を評価する目的で、2対象を次元の左心室超音波画像に限定し、その内膜、または外膜境界の抽出に関する研究が行われている。J. Fengらによって開示された方法は、左心室の中心点から放射方向に検索して内膜を検出し、そして各放射方向における左心室外膜の輝度変化の先験的な知識をファジィ推論によってまとめることによって外膜境界点の範囲を求め、そこから抽出された内膜点を用いて外膜点を決定するものである。左心室の場合は、心内膜境界におけるコントラストが高く、内膜境界の候補点が比較的容易に求められる。また、心外膜における輝度の変化及び心壁厚さに関する先験的な知識を用いられるため、良好な心外膜境界の候補点を抽出できている。

【0145】胎児の膀胱を対象として、その体積の計測を目的とした境界の自動抽出法が大橋らによって開示されている。この腫瘍診断方法は、まず超音波式プローブ121をメカニカルに走査して3次元的に取得された超音波画像に対して、ニューラルネットワークによって膀胱を抽出し、そしてバブルフィリング法によって膀胱の体積を計測しようとするものである。この方法では、小ボリウムにおけるボクセルの輝度ヒストグラムの分布から各ボクセルを輝度の低い尿の"液体"、輝度の高い周囲"軟部組織"、そして輝度変化の激しい両者の"境界"という3つのクラスに分類することによって処理を簡素化している。尿の"液体"の輝度値が周囲"軟部組織"の輝度よりはるかに低いため、"境界"における輝度のコントラストが高く、比較的容易に抽出することができる。胎児の膀胱の体積が計測されれば、その変化から胎児の排尿量を計算することが可能となり、胎児の健康状態を把握することができる。

【0146】超音波画像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコーレベル、すなわち画像の輝度が低いことである。このことは、両者の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。そこで、超音波画像における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断層画像(超音波断層画像データ121a)だけでは複雑な形状を有する悪性腫瘍の特徴を把握しにくい場合がある。このような場合では、直観的に腫瘍表面形状を3次元的に表示することが望まれる。さらに、腫瘍の表面形状の幾何学的な凹凸の定量的な計測並びに評価を行えば、より定量的、精度の高い乳癌判別診断が可能となると予想される。

【0147】乳腺腫瘍の表面を3次元的に表示並びに評価するためには、あらかじめ腫瘍の領域を



抽出することが必要である。しかし、超音波画像における乳腺腫瘍は正常組織と比較して輝度が低い、境界におけるコントラストが胎児や心臓など場合より低い、また超音波像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、及び筋層など腫瘍以外の比較的低輝度の組織が存在するため、2値化処理など従来の画像処理法では腫瘍の抽出を行うのは難しい。また、乳腺腫瘍が、胎児や心臓及び膀胱などよりかなり小さい、また乳房が表在性臓器部位であり非常にデリケートな組織のため、腫瘍部位に関する超音波画像を3次元的に収集するのは難しい側面がある。従って、今のところ、実際に超音波3次元画像を用いて乳腺腫瘍の自動抽出を行うような方法はまだ開発されていない。

【0148】 [乳腺腫瘍とその診断] 乳房は、乳腺組織と脂肪及びそれらを支える結合組織からなっている。乳腺組織(Mammary Gland)は、乳管腺泡などの上皮系組織と間質脂肪組織などの間葉系組織によってなっており、クーパー靱帯(Cooper's Ligaments)によって固定されている。

【0149】 乳腺に発生する腫瘍は大別して二種類に分けられる。すなわち、嚢胞(Cyst)や線維腺腫(Fibroadenoma)などのような良性腫瘍(benign tumors)と、転移能力を持ち隣接する組織に浸潤する悪性腫瘍(癌) (Malignant Tumor)である。乳腺腫瘍診断の大きな特徴は、常に良悪性の鑑別が中心となる。すなわち、1cm以下の悪性腫瘍(癌)をいかに正確に発見するかということと、比較的大きな腫瘍の場合はいかに良悪性を鑑別できるか Is that.

【0150】 乳癌の発生率、死亡率は年々高くなってきており、乳癌を予防する最善の方法のない現状では、早期発見・早期治療が、乳癌による犠牲者の減少につながると期待される。

【0151】 日常の乳腺腫瘍診断は、概略的に次のような手順で行われる。まず、視診(Visual Inspection)・触診(Palpation)による乳癌の臨床診断を行う。視触診で腫瘍の存在が疑われるときは、次に、画像診断、CTすなわちMammography X線あるいは超音波検査(Sonography)に移る。画像診断は、通常画像上に表される乳腺腫瘍領域の形態情報に基づいて診断を行う方法がある。すなわち、乳腺腫瘍領域が周囲の正常組織に比べて、X線Mammography上において明るい輝度値を示し、超音波画像上では暗い輝度値を示している。また、良性腫瘍が、画像上に平滑、整、円形あるいは楕円形などのような規則的な形状を示すのに対して、悪性腫瘍は凹凸、不整、星や蟹のような不規則的な形状を示している。しかし、腫瘍がまだ小さい、形状的にはあいまいであるなどのときは、2次元の画像上に表れる輪郭の形状からは癌の確診がつかない場合がある。このような場合は、次のステップとして穿刺吸引細胞診(Fine Needle Aspiration Cytology)を行う。しかし、これでもなお良悪性の判別がつかないときは生検の適応となる。乳癌の確診が確定すれば、遠隔転移の有無を調べたり、乳癌としての入院治療(手術)となる。

【0152】 これらの診断法には、次のような特徴が挙げられる。

【0153】 すなわち、(1)視触診は、乳腺腫瘍臨床診断の基本的かつ重要な方法であるが、腫瘍がまだ小さい、あるいは乳房の深部に存在する場合は、診断が困難となる場合がある。(2) X線はMammography、X乳腺組織の線に対する透過性の差を利用して腫瘍を映像化する技術であり、透過性に差が顕著な組織の場合は良好な画像が得られるが、dense breastのような透過性の差のない組織では腫瘍の抽出は困難である。また、撮影時の乳房圧迫による痛みや、X線による被曝の心配などの問題もある。(3)超音波検査は、乳腺組織のインピーダンスが超音波に対する反射や散乱などのエコー強度を映像化する技術であり、組織の密度差が大きければそのインピーダンスの境界での反射は強く透過は小さくなり、密度差が小さければ反射が小さく透過は大きくなることで、乳腺組織の透過性に差のないところでの腫瘍の映像化が可能である。また、超音波検査は、无侵襲、リアルタイムかつ被曝の危険性はなく安全であることなどの利点を有する。しかし、超音波による画像診断は、連続的に画面上に表れる腫瘍部位の2次元的な断層画像(超音波断層画像データ121a)を観察しながら診断を行っており、2次元の断層像だけでは腫瘍の幾何学的な形状を把握しにくい場合がある。このような場合は、3腫瘍表面の次元表示及びその幾何学的な凹凸に対する定量的な評価が望まれる。腫瘍の表面形状を3次元的に表示し、さらにその凹凸を定量的に



評価できれば、より高い精度での診断が可能と予想される。(4)細胞診、及び生検は、侵襲性の検査であり、被検者に苦痛を与える。

【0154】 日常の診断において、視触診とMammography X線、視触診と超音波検査、あるいはこの三者の併用で乳腺腫瘍診断を行う場合が多い。特に、近年高周波の探触子の開発によって解像力の向上を遂げた超音波検査は、乳腺腫瘍診断に不可欠なものとなっている。

【0155】 [本実施形態の目的]乳癌は女性の癌による脂肪の主な原因の一つである。日本でも、ごく近い将来、乳癌が女性癌の発生率の第1位を示すと予測されており、乳癌の早期発見早期治療の必要性がますます高まってきている。

【0156】 日常の乳腺腫瘍の画像診断にMammography X線と超音波検査がある。これらの画像診断は、画像上に表れる乳腺腫瘍領域の輪郭形状の特徴を利用して行われている。すなわち、良性腫瘍と比較すると乳癌はその輪郭が凹凸不整を呈することである。はMammography X X線線の乳腺に対する透過像であり、高い分解能の画像が得られることから、これまでに2値化処理などによって腫瘍の領域を抽出し、そして2次元像における腫瘍領域の面積と輪郭形状などのパラメータを用いて乳癌を判別する方法が開示されている。しかし、X線像を用いた乳癌の判別法は2次元的な輪郭形状に対する評価に過ぎないため、腫瘍がまだ小さいときには乳癌の判別診断が困難となる場合がある。一方、超音波検査は、乳腺を断層画像(超音波断層画像データ121a)として容易に無侵襲、安全かつリアルタイムで観察することができるとする利点を有する。特に、近年において高周波の探触子の開発によって画質と分解能が向上し、5mm以下の腫瘍の発見も可能になっている。超音波検査は、検者が画面上に表れる腫瘍部位の断層画像(超音波断層画像データ121a)を観察しながら、腫瘍表面形状の凹凸などを推測して良悪性の鑑別を行っているのが現状である。

【0157】 これには、(1)検者の経験や専門知識などによるところが大きい。理解の個人差により診断の客観性を欠く場合がある、(2)断面だけでは腫瘍の輪郭形状を把握しにくい場合があり、良悪性の鑑別診断は微妙となる場合がある、(3)症状によっては鑑別にいたるまでに断層画像(超音波断層画像データ121a)を繰り返して観察する必要があり、診断時間が長い、(4)良悪性の判別診断は、腫瘍の輪郭形状の凹凸不整の度合いに対する定性的な推測に大きく依存しており、定量的な評価に至っていない、などの問題点がある。

【0158】 従って、乳腺腫瘍の表面形状を3次元的に表示し、さらにその幾何学的な凹凸を定量的に評価することが望まれる。腫瘍表面の高品位名3次元画像を提供できれば、乳癌表面の微細な凹凸変化を観察し易くなり、共通な認識に基づく客観的な判別診断が期待できる、といった問題点がある。

【0159】 すなわち、3乳腺腫瘍の次元表示及び表面形状の凹凸に対する評価を行うためには、あらかじめ腫瘍の領域を抽出することが不可欠である。しかしながら、超音波画像はスペckルノイズ、境界部の欠落や画質劣化したものが多く、また取得される腫瘍の断層画像(超音波断層画像データ121a)は被検者の皮下脂肪の厚さや周囲組織の状態などによって変化し、画像の輝度平均値などの統計量が一定でないため、X線像に対する2値化など従来の画像処理法と同じような方法では乳腺腫瘍の領域を安定に自動抽出することは難しい。

【0160】 そこで、本実施形態では、3乳腺腫瘍の次元的な形状を利用して乳腺腫瘍診断を行うために、3次元超音波画像データ15bから腫瘍の自動抽出を行って、その形状を評価する乳腺腫瘍診断支援システムの開発を目的としている。50乳癌検診システムは、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131によって計測された位置データ($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$)を用いて、超音波式プローブ121を任意に走査して得られた一連の断層画像(超音波断層画像データ121a) 16aをボクセルデータに変換し、3次元画像処理を用いて乳腺腫瘍領域を抽出する。

【0161】 乳腺腫瘍の超音波画像は、超音波像固有のスペckルノイズ、境界部の欠落や画像劣化の問題点の他に、画像の輝度平均値などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法では腫瘍領域の自



動抽出が難しい。医師による腫瘍の境界の判断では、腫瘍内部エコー分布の均一性や境界エコーの強さなどが考慮されている。

【0162】ファジィ推論はザデー(L. A. Zadeh)によって1965年に開示されて以来、工業制御の分野や画像情報処理の分野などで広く応用されている。ロー(T. Law)らはファジィ推論を用いて画像フィルタリング、エッジ検出及びエッジ追跡腫瘍診断方法を開示した。この方法は、エッジを抽出するために、まず画像全体に対して隣接する2つの局所領域間の画素の輝度差、対称性及び勾配方向の特徴を用いてファジィルールによりGaussian平滑化する。そして、各画素の局所的な勾配、対称及び直線性の度合いを用いてその画素のedgeness, tripleness及びcornernessのそれぞれを算出し、そこから高いメンバシップ度合いを持つ画素が追跡され、さらに画素間の直線性と近接性などを用いてエッジが決定されRu。この方法は、3段階のファジィ処理より構成され、通常のエッジ検出法、LOG (Laplace of Gaussian) Cannyとのそれより比較的平滑なエッジの抽出ができるが、乳腺超音波像のようにスペckル・ノイズ、画質劣化、境界部の欠落、脂肪層や乳管などが混在して、さらに画素輝度の分布が均一でない像から3次元的な腫瘍領域の境界面を抽出するのは、エッジだけを扱う処理の点で不向きであると考えられる。また、超音波画像から組織境界の抽出にファジィ推論を用いる方法として、2対象を次元の左心室エコー像に限定し、その外膜境界を抽出するJ. Feng方法がらによって開示されている。この方法は、まず左心室の中心点から放射方向に検索されたLog 2次元フィルタ出力のゼロクロッシング点を用いて左心室の内膜の境界点を決定する。そして各放射方向における左心室外膜の輝度変化の先験的な知識を利用してメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を作成し、さらにファジィ推論を用いて外膜境界点の範囲を求め、そこから左心室壁の厚さ(Heart Wall Thickness)や隣接する候補点の距離関係を用いて外膜点を決定するものである。左心室の場合は、心内膜境界におけるコントラストが高く、内膜境界の候補点が比較的容易に決められる。また、心外膜における輝度の変化及び心壁厚さに関する先験的な知識を用いられるため、良好な心外膜境界の候補点を抽出できる。

【0163】50乳癌検診システムでは、乳腺腫瘍の存在が判定された乳房に対して腫瘍の良性悪性の判別を行うために、ファジィ推論と弛緩法を用いたデファジィルールによる超音波次元像の316aボクセルデータから腫瘍の領域を精度よく安定に自動抽出できる腫瘍診断方法を開示する。腫瘍診断方法における抽出処理ステップとしては、まず画像の輝度分布などの統計量の変化に対応するためにファジィ推論に利用するメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を画像ごとに3次元Logフィルタの出力より自動生成する。次に生成されたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)とファジィルールからなるファジィ推論により各ボクセルが"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"である"らしさ"の度合いを計算し、そして弛緩法の考え方に基いたデファジィによって各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"あるいは"境界"のいずれかに分類して"腫瘍"の領域の最終決定を行う。

【0164】ファジィ推論を用いる場合は、処理の対象となるものの特徴を表す特徴量とそれらの分布となるメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)、またファジィ推論に用いるファジィルールの構築や、推論結果からの腫瘍の最終決定処理となるデファジィ(非ファジィ化)についてそれぞれ定義することが必須である。特に、乳腺腫瘍のような画像の輝度平均などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化し、そういった変化に対応するためにメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を画素ごとに自動的に生成することが重要となる。

【0165】腫瘍診断方法において、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"の3つのクラスに分類する。その理由は以下の通りである。すなわち、(1)腫瘍の領域を抽出する意味で、腫瘍の境界のみを抽出すれば十分であるが、超音波画像のようなスペckルノイズなど、境界の欠落の多い画像では、境界のみを扱う処理では腫瘍の領域に関する閉曲面の境界を得ることが難しい。(2)乳腺腫瘍の超音波画像には腫瘍の領域の他に乳腺組織や脂肪層などの領域が数多く含まれており、それらのすべての領域を分類するとルールが複雑になってしまい、ルールの簡

素化が必要となる。また、腫瘍診断方法では、ファジイ推論の結果から各ボクセルを3つのクラス(t, n, b)のいずれかに決定するために、弛緩法を用いたデファジイ機構を構築する。腫瘍診断方法で参照する小ボクセルボリュームにおける局所的な処理によって得られるファジイ推論結果の3つのクラスのグレード(t, n, b)には、ノイズや境界部の欠落などの影響であいまいさとともに誤りの部分が存在するため、それらを修正する必要がある。そのために、3つのクラスの局所的制約関係、すなわち、(1) "腫瘍"と"正常組織"の両者は接しない。(2) 一方、"境界"は必ず"腫瘍"と"正常組織"の両者と接する。といったルールを並列的反復処理のできる弛緩法によって適用することによって、全体として整合性のとれたクラス分類が期待できると考えるからである。

【0166】本実施形態では交流磁界による3次元位置センサ(プローブ姿勢検出センサ) 131を超音波式プローブに取り付け121,断層画像(超音波断層画像データ121a)と同時に超音波式プローブの位置と121向きの位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \Phi$)を取得する。取得された断層画像(超音波断層画像データ121a)は位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \Phi$)を利用して3次元のボクセルデータ16aに変換される。

【0167】腫瘍診断方法におけるすべての処理は、3次元空間上のボクセルデータ16aを用いて行われる。腫瘍診断方法のターゲットは腫瘍の3次元領域の抽出にあり、2次元の参照領域よりも3次元ボクセルデータ16aを用いて求めた特徴量の方が安定性と信頼性が高いからである。

【最後に】 0168, 50乳癌検診システムでは、腫瘍の良悪性の判別診断を支援するために、抽出された"腫瘍"の領域に対して、その表面形状を3次元表示すると共に、幾何学的な凹凸を定量化するためのパラメータの1つに表面積と体積の比を用いる。腫瘍の表面形状をサーフェスレンダリングによる高品位の3次元像として提供することで乳癌表面の凹凸不整をより客観的に把握できるようになり、そして凹凸の度合いを定量化することにより乳癌の定量診断が期待される。腫瘍の表面の幾何学的な凹凸性状について、同じ体積を持つ腫瘍の場合は、乳癌の表面積が良性腫瘍のそれより大きいと考えられる。従って、球の表面で正規化した腫瘍の表面積と体積の比($\text{Surface}^3 / \text{Volume}^2 \text{ ratio}$, ORS / V ratio)を用いれば、表面が滑らかな良性腫瘍(S / V ratioが小)と表面が激しい凹凸の性状を呈する悪性腫瘍(S / V ratioが大)を区別することが期待できる。

【0169】このように、ファジイ推論を用いて、3次元的に収集された乳腺腫瘍の超音波画像から腫瘍の領域を安定に自動抽出し、そして抽出した腫瘍を3次元的に表示するとともにその表面形状の凹凸を評価する乳癌診断システムを開発することによって、乳癌診断の分野に大きく貢献することが本実施形態の目的である。

【0170】 [50乳癌検診システムの概要]超音波画像(超音波断層画像データ121a)における乳腺腫瘍は正常組織と比較して輝度が低いため、輝度値の高低によって腫瘍を抽出する。しかし、超音波像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、筋層などの比較的低輝度の組織などが存在するため、2単純な値化処理などのクラスタリングでは腫瘍の抽出を行うことは難しい。

【0171】本実施形態で開示する乳腺腫瘍の自動抽出腫瘍診断方法は、超音波3次元像、すなわちすべてのボクセルデータに対して16a, "腫瘍", "正常組織"及びそれらの"境界"という3つのクラスに属する"らしさ"を求め、そこから、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定するというものである。このアルゴリズムは大きく分けて3段階の処理よりなる。

【0172】第1段階[3次元画像取得過程]では、3次元座標検出器(プローブ姿勢検出センサ) 131を取り付けた超音波式プローブ3によって121次元的に超音波画像(超音波断層画像データ121a)を取得する。

【0173】第2段階[腫瘍抽出過程]では、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を自動的に作成し、求められたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を用いてファジイ推論及び弛緩法による腫瘍領域の決定を行う。

【0174】第3段階[悪性腫瘍自動識別過程]では、301乳腺MRIの画像や超音波画像等の2次元断層画像(超音波断層画像データ121a)から3次元画像のデータ(超音波断層画像データ121a)の一形態であるボクセルデータに基づいて16a,組織間の境界を抽出して正常組織の中から乳癌組織を発見する。

【0175】乳房は表在性の臓器であり、乳腺腫瘍の多くは皮膚の近くにあることが多い。また、腫瘍の早期発見・早期治療は極めて重要であることから、1cm以下の腫瘍をいかに早期に発見するかということと、比較的大きな腫瘍でもその良悪性の鑑別が正確に行えるかが重要となる。従って、本実施形態における処理対象が胎児や心臓などに比べてかなり小さいこと、また表在性臓器であることから、超音波式プローブ121と体表面との接触が極めてデリケートとなる。そのため、手動による直線走査や扇状走査では精度が不足し、メカニカル走査では接触を保てないなどの問題がある。そこで本実施形態では、超音波式プローブ121に交流磁界を利用した3次元位置センサを取り付け、検者が超音波画像(超音波断層画像データ121a)を見ながら腫瘍全体を網羅するように手動で走査しながら断層画像(超音波断層画像データ121a)とそのときの3次元座標データを計算機に取得する。取得した画像について3次元座標を参照しながら、3次元補間によって1組の等方的なボクセルデータ16aの超音波3次元画像を構築することとした。

【0176】超音波画像(超音波断層画像データ121a)は生体内部からのエコーの強度から映像化するため、取得される断層画像(超音波断層画像データ121a)は被検者の皮下脂肪の厚さや周囲組織の状態などによって変化し、被検者によって画像の輝度平均値、分散などの画像の統計量が一定でない。そのため、各自超音波診断装置のゲインやSTC (Sensitivity Time Control, or TGC: Time Gain Compensation)などの設定を変えながら画像診断を行う。従って、安定かつ良好に腫瘍の領域を自動抽出するために、このような画像の変化に対応する必要がある。

【0177】本実施形態では、3次元LOG (Laplace of Gaussian)フィルタを用いて、画像ごとにメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を自動的に作成し、システム環境に依存せず腫瘍の領域を安定に抽出できることを目指す。この方法は、超音波画像(超音波断層画像データ121a)の3次元Logフィルタの出力を用いてクラス分けされた"腫瘍"、"正常組織"とその"境界"ボクセルのヒストグラムから、各特徴量、すなわち小ボリュームにおける輝度平均、輝度分散及び輝度の重心から小ボリュームの幾何学的中心までの距離のメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)分布とをGaussian Rayleighで近似することによって自動生成するものである。

【0178】そして、自動生成したメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を利用して、ファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う。まず、ファジイ推論によって3つのクラスのグレード(t, n, b)を表す画像を作成する。すなわち、輝度の低い"腫瘍"、輝度の高い周辺の"正常組織"そして両者の"境界"である。次に、弛緩法によってデファジイを行い、すべてのボクセルを3つのクラスに分ける。さらに、誤ってクラス分けされたボクセルについて、いくつかの先験的情報を利用して修正を加えていき、最終的に腫瘍の3次元領域を決定する。

【最後に】0179,抽出された腫瘍をサーフェスレンダリングによって3次元表示すると共に、抽出した表面積の3乗と体積の2乗の比を用いて表面形状の凹凸を定量化する。本実施形態を16悪性症例と良性11症例に対して適用した結果、良悪性の腫瘍を安定かつ良好に抽出することができた。また、表面形状の凹凸の評価によって、本実施形態による方法は良悪性の判別診断を支援できることと期待される。

【0180】[乳癌検診システム50]本発明の腫瘍診断方法は、301の乳腺MRI画像や超音波画像等の2次元断層画像(超音波断層画像データ121a)から3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織、特に乳癌組織を発見する病理診断支援システムに適応可能な腫瘍診断方法である。以下の説明では、このような腫瘍診断方法の最適実施形態として50乳癌検診システムを想定することにする。

【0181】1図は、本発明の乳癌検診システム50の基本構成を示すブロック図である。初めに、図

面に基づき、本発明の腫瘍抽出過程を実行する乳癌検診システム50の前処理である3次元画像取得過程、及びこれを実行する装置(パーソナルコンピュータ(PC))の一実施形態を説明する。1図は、PCの基本構成を示すブロック図ある。

【0182】 [3次元画像取得過程]初めに、3次元位置センサ(プローブ姿勢検出センサ)13(交流磁界位置センサ131)を取り付けたプローブ12(超音波式プローブ121)を用いて取得された超音波エコー(=探針データ12a)から乳腺301(被測定物体30)を抽出して、その3次元的な表面形状から腫瘍の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を行う超音波画像を用いた50乳癌検診システムにおける立体超音波画像を生成するシステムに最適な及び3次元画像取得過程について説明を行うことにする。

【0183】 50乳癌検診システムは、PCで受け取った乳腺腫瘍の3次元領域(3次元イメージ)の形状における幾何学的な凹凸を評価することによって乳癌の判別診断を行うものである。このような乳腺腫瘍の抽出を行う乳癌検診システム50に必要とされる3次元処理では、腫瘍部位に関するボクセルデータが不可欠である16a。

【0184】 前述したように、スキャナなどによりメカニカルに(機械操作によって)超音波式プローブ121を走査する場合、表在性の乳房を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られないといった問題点があった。

【0185】 そのため従来は、乳房が表在性臓器であり非常に柔軟でデリケートであることに配慮して、日常の301乳腺の診断において、検者が手で持つ超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きを微妙に調節しながら乳房表面をスキャニング(マニュアル走査)することによって乳腺301の断層像を取得している。

【0186】 このように、熟練した検者がマニュアル走査で乳房表面を走査する場合は、乳房を圧迫することではなく、アーチファクトの少ない、再現性の高い画像を得ることができる。

【0187】 しかしながら、超音波画像(超音波断層画像データ121a)をマニュアル走査で3次元的に収集する場合、超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きを用いて断層画像(超音波断層画像データ121a)16aをボクセルデータに変換する必要があるといった問題点もある。

【0188】 また、このようなボクセルデータ16aの変換を必要とする場合、断層画像(超音波断層画像データ121a)とそれに対応する超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)を記録する必要がある。また、画像データの収集を高速に行うために、超音波式プローブ121を走査しながら得られる超音波像と同時に超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)を直接にPCのメモリに転送することが重要となる。

【0189】 このため、実用的にも臨床上も、操作性が高い、違和感のない、かつ高速にデータを収集できるシステムが要求されていた。

【0190】 本実施形態は、このような要求を満たす装置であって、乳腺腫瘍の3次元領域(3次元イメージ)をプログラム(3後述する次元画像取得過程のプログラムコードを含む)によって自動抽出し、そして腫瘍表面を3次元表示(立体イメージとして表示)して乳癌の判別診断(50乳癌検診システム)を支援する3次元画像取得過程である。

【0191】 1図はPCに示す、後述する、50乳癌検診システムの前処理である3次元画像取得過程を記述したプログラムコード、50乳癌検診システムの後処理である腫瘍抽出過程(乳腺腫瘍の自動抽出アルゴリズム)を記述したプログラムコード、及び乳癌検診システム50の後処理である悪性腫瘍自動識別過程(乳腺腫瘍の自動識別アルゴリズム)を記述したプログラムコードを物理的に実行するハードウェアである。

【0192】 このようなPCを中心とする乳癌検診システムは50、乳腺腫瘍の3次元領域(3次元イメージ)をプログラム(3後述する次元画像取得過程のプログラムコードを含む)によって自動抽出

し、そして3腫瘍表面を次元表示(立体イメージとして表示)して乳癌の判別診断(50乳癌検診システム)を支援する3次元超音波画像データ収集機能を有している。

【0193】 【図1に示す乳癌検診システムは50,超音波式プローブ121(プローブ手段12),交流磁界位置センサ131(3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)13),PC(14トラッキング手段,3次元座標変換手段15,3次元ボクセルデータ発生手段16)を中心とするハードウェア構成となっている。

【0194】 12プローブ手段は,30被測定物体の表面をスキャンしながら被測定物体30を探索して内部構造や表面構造に関する探針データを生成する12a。

【0195】 本実施形態では,301乳腺の表面を超音波を用いてスキャンしながら乳腺301からの超音波エコーに基づく探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断層画像データ121aを生成する超音波式プローブ121をプローブ手段12として用いている。

【0196】 3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)は13,12プローブ手段に取り付けられた状態で,スキャン中のプローブ手段12の空間的な位置や姿勢を測定してプローブ手段の座標データ12を被測定物体30の探針動作に同期させて生成する機能を有している。

【0197】 本実施形態では,3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)13として,自己の空間的な位置や姿勢に関する3次元座標(x_0, Y_0, Z_0)及び自己の傾斜方向を角度(方位角 ψ ,仰角 θ ,横転角 ϕ)で表した位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \psi, \theta, \phi$)を実時間で測定してプローブ座標データ13aとして出力する位置センサであるトラッキング手段が制御する交流磁界位置センサ131を用いている。

【0198】 【交流磁界位置センサ131は,自己の空間的な位置や姿勢に関する3次元座標(x_0, Y_0, Z_0)及び自己の傾斜方向を角度(方位角 ψ ,仰角 θ ,横転角 ϕ)で表した位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \psi, \theta, \phi$)を実時間で測定してプローブ座標データ13aとして出力する位置センサである。すなわち,交流磁界位置センサ131は,超音波式プローブ121に取り付けられた状態で,の乳腺301表面のスキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式プローブの座標データ121(x_0, Y_0, Z_0)301を乳腺の探針動作に同期させて生成する。

【0199】 これにより,乳癌検診システム50(PC)が,超音波断層画像データ121aの収集を行う際に,超音波断層画像データ121aの収集と同期してプローブ座標データを収集し13a,超音波121a断層画像データ及び超音波断層画像データ121aと同期したプローブ座標データを用いて13a,3次元超音波画像データを生成し15b,3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って,等方的なボクセルデータ16aに変換するため,同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータ16aとすることができる。

【0200】 すなわち,超音波式プローブ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて,超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)と同時に超121音波式プローブの位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \psi, \theta, \phi$)(プローブ座標データ位置データ13a= $(x_0, Y_0, Z_0, \psi, \theta, \phi)$)を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで,超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)を,従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータ16aに変換することができる。その結果,メカニカルに超音波式プローブ121で乳腺301を走査すると,組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波121a断層画像データを生成できるようになる。

【0201】 また,同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値

をもってボクセルのボクセルデータ16aとすることにより、取得した超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)(12a探針データ)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ(ボクセルデータ16a)が生成できるようになる。

【0202】14トラッキング手段は、12a探針データの収集を行う際に、12a探針データの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する機能を有し、具体的には、PCによって実現することができる。

【0203】3次元座標変換手段は15、12a探針データ及び探針データ12aと同期したプローブ座標データを用いて13a、3次元画像データ15aを生成する機能を有している。

【0204】3次元ボクセルデータ発生手段は16、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセルデータ16aに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータ16aとする機能を有し、具体的には、後述するPCによって実現することができる。具体的には、乳癌検診システム50(PC)は、12a探針データの収集を行う際に、12a探針データの収集と同期してプローブ座標データを収集する13aはまたPC、12a探針データ及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて、3次元画像データを生成する15aはまたPC、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセルデータ16aに変換するため、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータとする16a。

【0205】本実施形態の3次元座標変換手段は15、12a探針データと同期したプローブ座標データとして13a、3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)13のプローブ手段12に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 ϕ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、($i, j = 1, 2, 3$)を用い、探針データの座標12a($x, y, 0$)に対して変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データの座標15a(x', y', z')を生成する機能を有している。

【0206】すなわち、超音波式プローブ121には交流磁界位置センサ131が取り付けられており、この交流磁界位置センサ131は、自己(すなわち、交流磁界位置センサ131)の空間的な位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \psi, \theta, \phi$)(位置や姿勢に関する3次元座標のデータ位置データ13a = ($x_0, Y_0, Z_0, \psi, \theta, \phi$))を実時間で測定してプローブ座標データとして出力する13aはこのためPC、探針データ12a(超音波断層画像データ121a)の収集と同期したプローブ座標データの13a収集ができる。これに応じてPCが、探針データ12a(超音波断層画像データ121a)及び探針データ12a(超音波断層画像データ121a)と同期したプローブ座標データを用いて13a次元画像データ315aを生成するために、探針データ12a(超音波断層画像データ121a)の座標($x, y, 0$)に対して、変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データの座標15a(x', y', z')を生成する。これにより、超音波式プローブ121の位置(x_0, Y_0, Z_0)や姿勢(ψ, θ, ϕ)を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像データの座標121a($x, y, 0$)と同時に超音波121式プローブのプローブ座標データ13aとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断層画像データの座標121a($x, y, 0$)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータの座標16a(x', y', z')に変換することができる。

【0207】その結果、メカニカルに超音波式プローブ301で乳腺121を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断層画像データの座標121a($x, y, 0$)を生成できるようになる。

【0208】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値

をもってボクセルのボクセルデータの座標 $16a(x', y', z')$ とすることにより、取得した超音波断面画像(超音波断面画像データ121a)(12a探針データ)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データの座標 (x', y', z') が生成できるようになる。

【0209】ここで、前述の変換行列 $T[a_{ij}]$ における各々の行列要素 a_{ij} は、 $a_{11} = \cos(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{12} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\phi)$, $a_{13} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\phi)$, $a_{21} = \sin(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{22} = \cos(\psi) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi)$, $a_{23} = \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\phi)$, $a_{31} = -\sin(\theta)$, $a_{32} = \cos(\theta) \cdot \sin(\phi)$, $a_{33} = \cos(\theta) \cdot \cos(\phi)$...式(1-1) ~ 式(1-9)

で定義されている。

【0210】すなわち、超音波式プローブ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数で表現された変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断面画像データの座標 $121a(x, y, 0)$ を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ(PC)のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータの座標 $16a(x', y', z')$ に変換することができ、その結果、メカニカルに超音波式プローブ301で乳腺121を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような301 30被測定物体に対しても高精度の超音波断面画像データの座標 $121a(x, y, 0)$ を小規模のハードウェアでも高速低コストで生成できるようになる。

【0211】更に具体的に、図1の乳腺検診システム50のハードウェア基本構成を説明する。

【0212】本実施形態では、超音波式プローブ121に交流磁界位置センサ131を取り付けて、超音波式プローブ121をトラッキングしながら、20超音波診断装置からのビデオ信号をA/D変換した後、PCI Bus (Peripheral Component Interconnect bus)を経由して、同時にそのときの超音波式プローブ121の3次元位置 (x_0, y_0, z_0) と向きのデータ(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)を、RS232Cを経由して出力し、50乳腺検診システムのメモリ(Frame Grabber)やPCのメモリに直接に転送するようなシステムを構築した。

【0213】ここで、小型(本実施形態では、外形寸法約 $= 2.2 \times 2.8 \times 1.5 \text{ cm}^3$)・軽量(17.0Kg)の交流磁界位置センサ131を超音波式プローブ121に取り付けることにより、熟練した検者が日常診断のときと同じように乳房表面をマニュアル走査で走査することができる。また、超音波画像(探針データ12a=超音波断面画像データ121a) PCIがバスを経由して直接にPCでアクセスできるメモリ(不図示)に転送されるため、画像データ(超音波断面画像データ121a)の収集の高速化を図ることができる。

【0214】以下に、50乳腺検診システムのシステムの具体的な構成を説明する。

【0215】20超音波診断装置としては、例えば、アロカ(Aloka)社製のSSD-2000 (商品名)を流用することができる。超音波式プローブ121は、7.5MHz周波数の凹型電子走査方式を用いている。凹型を用いた理由は、乳腺の形状をなるべく変えずに画像を取得するためである。この超音波式プローブ121を用いて、通常はrange = 5cm depthの設定で超音波画像を取得しており、各画素の大きさが $0.014 \times 0.014 \text{ cm}^2$ となる。また、プローブの先端に交流磁界位置センサ131を取り付けており、超音波式プローブ121の位置と向きを実時間でトラッキングすることができる。

【0216】また超音波式プローブ121には、交流磁界位置センサ131 (例えば、社制Polhemus Fastrak tracking system (商品名))が取り付けられており、超音波式プローブ121の位置と向き(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ (単位は[度(又はrad)])をトラッキングしながら検者が任意に幹部の超音

波断層画像(超音波断層画像データ121a)(12a探針データ)を取得できるようになっている。

【0217】プローブトラッキングシステム(Fastraktracking社制Polhemus system (商品名))。このシステムは、交流磁界位置センサ131、トランスミッタ及びシステム電子制御部の3つからなり、交流磁界位置センサが超音波131 121式プローブに取り付けられており、ベッドの直下に配置したトランスミッタから発した交流磁界を検出し、そして、システム電子制御部で交流磁界位置センサ131のトランスミッタの配置に対する位置と向きの位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \phi$)が計算される。得られる位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \phi$) RS232Cを経由して実時間で計算機に転送される。

【0218】すなわち、交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121の位置(x_0, Y_0, Z_0)及び角度(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)を計測しながら、20超音波診断装置で観測している超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)(探針データ)データをPC (DEC社制Pentium (商品名) 166MHz, 192MB RAM)のメモリ(不図示)に直接取り込む。

【0219】本実施形態では、画像の取り込みを、PCI Bus Frame Grabber (Data Translation社制, DT3155 (商品名))を用いて、転送速度15フレーム/秒で実行している。PCI Frame Grabberは画像ボードとしてのPC PCIバスに実装されており、画像ボードが、外部のビデオ信号をA / D PCI変換后バスを経由して実時間でPCのメモリ(DRAM)に取り込める。PCに取り込める画像の量はPCのメモリの容量に依存しており、メモリが大きければ大きいほど多くの超音波断層画像データがPC 121aに取り込める。

【0220】PCとしては、具体的には、社制DEC PC (CPU = Pentium166MHz, DRAM192MB, OS (Operating System) = Windows95 (商標))を用いている。

【0221】これにより乳癌検診システム50では、超音波式プローブ121の位置(x_0, Y_0, Z_0)と姿勢(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)をトラッキングしながら検者が任意に患部の断層画像(超音波断層画像データ121a)を取得できるようになっている。

【0222】Fastrack前述のトラッキングシステムは、隔地にある物体の位置と向きとを交流磁界を利用して計測するために用いられるものである。Fastrackトラッキングシステムは、まずトランスミッタ(Transmitter)に設置される3つの定置コイルから磁界を発生させ、これらの磁界を3つのリモートセンシング用の受信コイルからなるセンサによって受信し、所定の計算アルゴリズムによりセンサのトランスミッタに相対する3次元的位置(x_0, Y_0, Z_0)と姿勢(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)を算出する。

【0223】従って、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131は、超音波式プローブ121のカレント位置(スキャニング位置)の3次元座標(x_0, Y_0, Z_0)及びその向きを角度(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)で表した位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \phi$) ($x, y, z, \psi, \theta, \phi$)を実時間で測定して、RS232C PCを用いて出力することができる。

【0224】ここで、計測される座標は、交流磁界のトランスミッタ(不図示)を配置する向きによって決まる。超音波式プローブ121におけるトランスミッタの参照座標系は、天地方向をZ方向、患部から検者に向かう方向をX方向としている。

【0225】なお、超音波式プローブ121のトランスミッタは、患部のほぼ直下に配置されていることが望ましい。Fastrackトラッキングシステムの3次元空間座標系については、図2を参照されたい。

0226】 【交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121の位置(x_0, Y_0, Z_0)及び向きの角度(ψ, θ, ϕ)を計測しながら、20超音波診断装置で観測している断層画像(超音波断層画像データ121a)データをPC (DEC社制Pentium 166MHz, 192MB)のメモリに直接取り込む。画像の取り込みはPCI Bus Frame Grabber (Data Translation DT3155社制)を用いて、超音波式プローブ

ブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)とともに実測転送速度15フレーム/秒を実現した。

【0227】次に、16aボクセルデータの作成プロセスを説明する。

0228 【3】は図1の乳癌検診システム50で実行される3次元画像取得過程の一実施形態を説明するフローチャートである。

【0229】3次元画像取得過程で実行される3次元画像取得過程は、組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織を発見する癌診断処理の前処理として、MRI乳腺の画像301や超音波画像等の2次元断層画像(超音波断層画像データ121a)から3次元画像データを生成する過程であり、前述のPCで実行可能なプログラムコードによって記述されている。これらのプログラムコードは、PC内の記憶装置(例えば、EEPROM等の半導体記憶デバイス、磁気ディスク等の磁気記憶手段、MO等の磁気光記憶手段)に保持され、適時読み出されて実行されても良いし、また、フロッピーディスク等にプログラムコードとして保持された状態でPCに読み込んで実行されても良いし、あるいは、ネットワークを経由してネットワーク機器からダウンロードされて実行されても良い。

0230 【図3に示す本発明の3次元画像取得過程(16aボクセルデータの作製プロセス)は、探針工程(ステップS1)、3次元位置探知工程(ステップS2)、3次元座標変換工程(ステップS3)、3次元ボクセルデータ発生工程(ステップS4)で構成されている。

【0231】探針工程(ステップS1)は、超音波式プローブ121が中心となって実行する工程であって、30被測定物体の表面をスキャンしながら被測定物体30を探針して内部構造や表面構造に関する超音波断層画像データ121a(12a探針データの形態)を生成する機能を有している。

【0232】3次元位置探知工程(ステップS2)は、14トラッキング手段が制御する交流磁界位置センサ131が中心となって実行する工程であって、超音波式プローブ121に取り付けられた状態で、スキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式プローブ121の座標データを被測定物体30の探針動作に同期させて生成する機能を有している。

【0233】14トラッキング手段は、トラッキング手段14(PC)が中心となって実行する工程であって、超音波断層画像データ121aの収集を行う際に、超音波断層画像データ121aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する機能を有している。

【0234】3次元座標変換工程(ステップS3)は、3次元座標変換手段15(PC)が中心となって実行する工程であって、超音波断層画像データ121a及び超音波断層画像データと同期121aしたプローブ座標データを用いて13a、3次元超音波画像データ15b(3次元画像データの形態15a)を生成する機能を有している。

【0235】3次元ボクセルデータ発生工程(ステップS4)は、3次元ボクセルデータ発生手段16(PC)が中心となって実行する工程であって、3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って、等方的なボクセルデータ16aに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータ16aとしている機能を有している。

【0236】本実施形態の3次元画像取得過程では、まず初めに、探針工程(ステップS1)が、超音波超音波式プローブ121からの超音波を用いて乳腺301の表面をスキャンしながら乳腺301からの超音波エコーに基づく探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断層画像データを生成する121a。

【0237】探針工程(ステップS1)に続いて、3次元位置探知工程(ステップS2)は、超音波超音波式プローブ121に取り付けられた状態で、301乳腺の表面のスキャン中の超音波超音波式プローブの空間的な位置や姿勢を測定して超音波プローブ座標データ301を乳腺13aの探針動作に同期させて生成する。

【0238】3次元位置探知工程(ステップS2)に続いて、14トラッキング手段が、超音波断層画像

データ121aの収集を行う際に、超音波断層画像データ121aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する。

【0239】続いて、3次元座標変換工程(ステップS3)が、超音波断層画像データ121a及び超音波断層画像データ121aと同期したプローブ座標データを用いて13a、3次元超音波画像データを生成15bする。

【0240】ここで3次元座標変換工程(ステップS3)は、超音波断層画像データ121aと同期したプローブ座標データとして13a、3次元位置探知工程(ステップS2)の超音波式プローブ121に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 ϕ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、($i, j = 1, 2, 3$)を用い、超音波断層画像データの座標121a($x, y, 0$)に対して前述の変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて(行列の積演算を行って)3次元超音波画像データの座標15b(x', y', z')を生成している。

【0241】3次元座標変換工程(ステップS3)に続いて、3次元ボクセルデータ発生工程(ステップS4)が、3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って、等方的なボクセル16aデータに変換すると共に、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータ16aとしている。

【0242】更に具体的に、図1の3次元画像取得手段10、及びここで実行される3次元画像取得過程を説明する。

【0243】本実施形態では、超音波式プローブ121にトラッキング手段14が制御する交流磁界位置センサ131を取り付けて、超音波式プローブをトラッキング121(スキヤニング)しながら、20超音波診断装置からのビデオ信号をA/D変換した後、PCI bus (Peripheral Component Interconnect bus)を経由して、同時にそのときの超音波式プローブ121の3次元位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ 、(単位は[度(又はrad)]))を、RS232Cを経由して出力し、PCのメモリに直接に転送するようなシステムを構築した。

【0244】ここで、小型(外形寸法= $2.8 \times 2.2 \times 1.5 \text{ cm}^3$)・軽量(17.0Kg)14のトラッキング手段が制御する交流磁界位置センサ131を超音波式プローブ121に取り付けることにより、熟練した検者が日常診断のときと同じように乳房表面をマニュアル走査で走査することができる。また、超音波画像(探針データ12a=超音波断層画像データ121a)バスがPCI (Peripheral Component Interconnect bus)を経由して直接にPCでアクセスできるメモリ(不図示)に転送されるため、画像データ(超音波断層画像データ121a)の収集の高速化を図ることができる。

【0245】次に、16aボクセルデータの作成プロセスを更に詳しく説明する。

【0246】本プロセスでは、14トラッキング手段が制御する交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121の位置及び向きの角度を計測しながら、20超音波診断装置で観測している断層画像(超音波断層画像データ121a)データをPC (DEC社制Pentium 166MHz, 192MB)のメモリに直接取り込む。画像の取り込みはPCI Bus Frame Grabber (Data Translation DT3155社制)を用いて、超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 ϕ)とともに実測転送速度15フレーム/秒を実現した。

【0247】次に、16aボクセルデータの作成プロセスを説明する。3本次元画像取得手段において10、乳腺腫瘍の領域の抽出は3次元的な処理によって行われるため、腫瘍部位に関する等法的な16aボクセルデータの画像データが必要とされる。そのため、まず取得した断層画像(超音波断層画像データ121a)3群に対して次元座標変換を行い、そして線形補間によってボクセルデータに変換する16a。

【0248】本PCにおいて、乳腺腫瘍の領域の抽出は3次元的な処理によって行われるため、腫瘍部位に関する等法的なボクセルデータ16aの画像データが必要とされる。そのため、まず取得した断層画像(超音波断層画像データ121a)3群に対して次元座標変換を行い、そして線形補間によってボクセルデータに変換する16a。

【0249】今、交流磁界位置センサのトランスミッタ131 (超音波式プローブ121)に相対する位置(軸方向X Y Z軸方向並びに軸方向)、交流磁界を利用した交流磁界位置センサのトランスミッタ131 (前記プローブ)に相対する向き(方位角(Azimuth) ψ , 仰角(Elevation) θ , 横転角(Roll) ϕ)とする(ステップS1, S2ステップ). 取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a) (超音波断層画像データ121a (探針データ12a)の座標(x, y, 0)を行列P, 3次元変換後の座標(x', y', z') Qを行列, 超音波式プローブ121のカレント座標位置と向きを示すプローブ座標データの座標13a (x₀, Y₀, Z₀, Ψ , θ , Φ)における(x₀, Y₀, Z₀)を行列Rとしたとき, 変換行列T [a_{ij}]を用いた行列演算(行列の積演算)を行って, 取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a) (超音波断層画像データ121a (探針データ12a)の座標(x, y, 0) 3から次元変換後の座標(x', y', z')を求めている(ステップS3).

【0250】すなわち, $Q^T = TP^T + R^T$ で与えられる. ここで, 行列 Q^T , P^T , R^T の各々は, 行列Q, P, Rの各々に対する転置行列を意味している.

【0251】ここで, 変換行列T [a_{ij}]は, $a_{11} = \cos(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{12} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\phi)$, $a_{13} = \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\phi)$, $a_{21} = \sin(\psi) \cdot \cos(\theta)$, $a_{22} = \cos(\psi) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\phi)$, $a_{23} = \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\phi)$, $a_{31} = -\sin(\theta)$, $a_{32} = \cos(\theta) \cdot \sin(\phi)$, $a_{33} = \cos(\theta) \cdot \cos(\phi) \dots$ 式(1-10) ~式(1-18)

Given.

【0252】このようにして取得された超音波画像について, 超音波式プローブ121の位置(x₀, Y₀, Z₀)と向きのデータ(方位角 ψ , 仰角 θ , 横転角 ϕ)を利用した3次元座標変換を行うことによって, 16aボクセルデータを取得している(ステップS4).

【0253】ところで, 超音波式プローブ121の走査方法によっては, 取得されたボクセルデータ16aの中にその輝度値が与えられていないボクセルデータ16aが存在したり, また同一のボクセルデータ16aについて2つ以上の異なる輝度値が対応する場合がある.

【0254】そこで本実施形態では, 特に, 輝度値が与えられていないボクセルデータ16aが存在した場合, 画像の輝度補間(Image Brightness Interpolation)を用いてそのボクセルデータ16aの輝度値を求めることにしている.

【0255】また同一のボクセルデータ16aについて2つ以上の異なる輝度値が対応する場合には, これらの輝度値の平均輝度値をもって, 16aそのボクセルデータを代表する輝度値としている.

【0256】次に, 画像補間の一実施形態を説明する.

【0257】次に, 画像補間の一実施形態を説明する. 本実施形態における画像補間としては, 基本的に次のような3つの方法が挙げられる. すなわち, 1. 最近邻内挿法(Nearest Neighbor Interpolation), 2. 線形内挿法(Linear Interpolation), そして, 3. 3次コンボリューション内挿法(Cubic Convolution Interpolation)である.

【0258】最近邻内挿法NNIは, 内挿したい画素に最も近い画素の輝度値を求める画像データとする方法であるが, 処理が簡単である反面, 本実施形態で扱う腫瘍画像データのようなグレイスケールの変化が緩やかな場合には向かない.

【0259】線形内挿法LIは, 内挿したい画素の周囲の4画素の輝度値を用いて, 内挿画素間の座標距離の比例によって輝度値の算出を行う内挿方法であるが, 処理が簡単であるとともに平均化のために画素間の平滑化の効果もある.

0260】 【一方, 3次コンボリューション内挿法CCIは, 内挿したい画素の周囲の16画素を用いて, 3次畳み込み関数によって内挿する方法であるが, 画像の平滑化と同時に鮮鋭化の効果もある. 従って, この方法は, 超音波画像のようなスペckルノイズやアーチファクトなどが多く存在

するような画像には向かない。

【0261】本実施形態では、線形補間法(線形内挿法の一形態LI) 3を次元空間処理に拡張してボクセルデータ16aの補間を行っている。

【0262】すなわち、PCにおいては本、等方的なボクセルデータ16aの画像データが必要となるため、取得した超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)(探針データ)を3次元座標変換後に線形補間によってボクセルデータ16aに変換している。

0263】【具体的には、まず、内挿したいボクセルデータを中心に16a、軸方向X Y Z軸方向並びに軸方向の3つの方向において、それぞれ最近傍とする輝度値をもつ6つのボクセル・16aデータを求めて線形補間処理を行っている。この線形補間処理は、処理速度が高速であるとともに、腫瘍画像のグレイスケールの滑らか性が保てるといった利点がある。

【0264】4図は、図1の3次元画像取得過程で取得されるボクセルデータの作成結果の1例であり、同図(a)は、乳腺腫瘍の超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)であり、同図(b)は、ボクセルデータ中のzx平面の一断面図である。ここで、断面の中央に見られる輝度値の低い領域が腫瘍の領域である。またその周囲には脂肪層や正常な乳腺組織が示される。

【0265】以上説明したように、50乳癌検診システムの前処理である3次元画像取得過程によれば、超音波式プローブ3には121次元位置センサ(プローブ姿勢検出センサ)が取り付けられているので、スキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定すれば、30被測定物体の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成できる13a。また、超音波式プローブを用い121で被測定物体30の表面をスキャンしながら被測定物体30を探針して探針データ12aを生成する際に、PCは、この探針データ12aの収集と同期してプローブ座標データを収集13aする。続いてPCが、12a探針データ及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて3次元画像データを生成する15a。続いてPCが、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセルデータ16aに変換する一方で、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータ16aとしている。すなわち、超音波121式プローブに取り付けた交流磁界位置センサ131によって計測された位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \Phi$)(超音波式プローブ121の座標データ)を用いて、超音波式プローブ121を任意に走査して得られた一連の探針データ12aをボクセルデータ16aに変換できるようになる。

【0266】このようなPCは、非常に柔軟でデリケートな組織構造を有する乳腺301のような被測定物体30を探針してボクセルデータ16aを作成するようなアプリケーションに適している。すなわち、従来の熟練した検者が乳腺301の表面を手動で走査して超音波式プローブ121の位置や向きを微妙に調節して探針データ12aを収集していたマニュアル走査(スキャン)作業や、超音波式プローブ121をメカニカルに走査するメカニカル走査(スキャン)作業に代えて、超音波式プローブ121に取り付けられた交流磁界位置センサ131がスキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定し、乳腺301(被測定物体30)の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成し13a、PCが、この探針データの収集12a(スキャン)と同期してプローブ座標データを収集13aすることで、12a探針データと同時に超音波式121プローブの位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \Phi$)(超音波式プローブ121の座標データ)を取得し、取得された探針データを12a、位置データ($x_0, Y_0, Z_0, \Psi, \theta, \Phi$)として利用して、従来のマニュアル走査やメカニカル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータ16aに変換できるようになる。

【0267】[腫瘍抽出過程]次に、図面にに基づき、50乳癌検診システムの後処理である腫瘍抽出過程(乳腺腫瘍の自動抽出アルゴリズム)の一実施形態を説明する。

【0268】以下の説明では、ファジィ推論を用いた3次元ボクセルデータからの腫瘍16a(特に、乳腺腫瘍)の自動抽出アルゴリズムについて述べる。まず、良好な乳腺腫瘍の領域を安定に自動抽出

するために、3次元Log (Laplace of Gaussian) フィルタを用いたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)の自動作成処理について述べる。次に、ファジイ推論並びに弛緩法を用いた、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスへの分類、腫瘍の3次元領域の決定について述べる。

【0269】乳癌の診断には、視触診や穿刺吸引細胞診などの他に、X線Mammographyや超音波検査などの画像診断がよく利用されている。悪性腫瘍(癌)の特徴は、良性と比較すると凹凸を伴う複雑な輪郭を有していることである。画像診断ではこのような幾何学的特徴がよく利用される。はMammography X X線線の乳腺301に対する透過像であり、比較的高い分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出並びに評価方法がいくつか提案されている。

0270】 【一方、超音波検査による乳腺腫瘍の診断は、超音波式プローブ121を乳房表面に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺301の内部を観察できること、被検者に対する苦痛が少ないこと、そして、被曝の心配がなく安全であること、dense breastの場合でも腫瘍の抽出が可能であることなどから、日常の診断に不可欠なものになっている。乳腺301の超音波検査は、検301者が乳腺の内部をくまなく走査して断層画像(超音波断層画像データ121a)を観察することによって、腫瘍の発見、悪性腫瘍(癌)の鑑別を行っている。超音波断層画像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコーレベル、すなわち画像の輝度の輝度が低いことである。このことは、画像の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。そこで、断層画像(超音波断層画像データ121a)における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断層画像(超音波断層画像データ121a)だけでは悪性腫瘍(癌)の幾何学的特徴を把握しにくい場合がある。このような場合には、腫瘍の表面形状を3次的に表示すれば、幾何学的な表面形状を容易に観察することができ、より精度の高い診断が可能となると予想される。

【0271】腫瘍の表面形状を3次的に表示並びに評価するためには、取得した複数枚の超音波断層画像(超音波断層画像データ121a)群から腫瘍の領域を抽出することが重要である。ところが、301乳腺の超音波像では、スペckルノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域が存在するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法では実現できない。

【0272】このような技術背景のもとで、本実施形態の腫瘍抽出過程における腫瘍の抽出処理はすべて3次元空間上で行われており、注目ボクセル近傍の参照ボクセル領域から求めた画像の輝度平均値などの統計量が2次元の参照領域からのものより信頼性が高いため、より良好な腫瘍の抽出が期待できる。

【0273】50乳癌検診システムの前処理である3次元画像取得過程に続いて実行される本実施形態の腫瘍抽出過程では、乳腺腫瘍に対する有効性を確認するために、周波数の凹型電子7.5MHzスキャン方式の超音波診断装置を用いて乳腺腫瘍の抽出を行った。悪性腫瘍(癌)と良性腫瘍(線維腺腫)の症例に対して適用した結果は、医師がトレースした輪郭と一致しており、本実施形態の腫瘍抽出過程の有効性を示唆するものであった。また、抽出された腫瘍をサーフェスレンダリングによって3次元表示したところ、表面形状の違いを観察することができた。

【0274】超音波画像における乳腺腫瘍の領域は、正常組織と比較して輝度が低いため、輝度値の高低によって腫瘍の抽出を行う。しかし、超音波像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、筋層などの比較的低輝度の領域などが存在するため、2単純な値化では腫瘍の抽出を行うことは難しい。

【0275】5図は、図1の乳癌検診システム50で実行される腫瘍抽出過程のアルゴリズムを説明するためのブロック図である。本実施形態の腫瘍抽出過程は、ファジイ推論(Fuzzy Reasoning)の考え方をを用いて、3次元ボクセルデータ16a、すなわちすべてのボクセルデータに対して、まず"腫瘍"、"正常組織"、及びそれらの"境界"という3つのクラスに属する"らしさ"を求め、そしてそ

こから、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定するというものである。

【0276】このアルゴリズムは、図5のように大きく分けて2段階の処理(第1段階と第2段階)よりなり、前述のPCで実行可能なプログラムコードによって記述されている。これらのプログラムコードは、PC内の記憶装置(例えば、EEPROM等の半導体記憶デバイス、磁気ディスク等の磁気記憶手段、MO等の磁気光記憶手段)に保持され、適時読み出されて実行されても良いし、また、フロッピーディスク等にプログラムコードとして保持された状態でPCに読み込んで実行されても良いし、あるいは、ネットワークを経由してネットワーク機器からダウンロードされて実行されても良い。

【0277】まず、第1段階は、特徴量演算工程、メンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)自動生成工程を中心とする論理構成になっており、次元3 log (Laplace of Gaussian)フィルタの出力からファジイ推論に利用するメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) (Membership Function)の自動作成を行う。第1段階に続く第2段階は、ファジイ推論工程、デファジイ工程を中心とする論理構成になっており、求められたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)を用いてファジイルール(Fuzzy Rule)並びに弛緩法(Relaxation Method)に基づくデファジイ(Defuzzify)処理による腫瘍領域の決定を行う。

【0278】これらの処理は、50乳癌検診システムを構成するなどのPC CPUで実行可能なプログラムコードで記述されている。本実施形態では、超音波画像として3次元のボクセルデータを用いて16aいる。

【0279】次に、本実施形態で用いる特徴量の定義を述べる。

0280乳腺 【301の腫瘍抽出過程を簡素化するために、乳腺腫瘍の超音波画像を3つのタイプの領域にクラス分けする。すなわち、輝度の低い"腫瘍" (tumor)、輝度の高い"正常組織"(normal tissue)、そして両者の"境界"(boundary)である。乳腺腫瘍は良悪性ともに正常組織と比較して輝度が低い、またその周囲の正常組織によって囲まれている。

【0281】日常の診断において、まずこのような特徴を利用して"腫瘍"の領域を抽出し、そして良性の平滑整である輪郭に対して悪性の凹凸不整であるような形状的な特徴を用いて良悪性の鑑別を行っている。

【0282】しかし、301乳腺の超音波像は、超音波像固有のスペックルノイズ境界部の欠落や画質劣化の問題点の他に、画像の輝度平均などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しい。医師による腫瘍の境界の判断では、腫瘍内部エコー分布の均一性や境界エコーの強さなどが考慮されている。

【0283】腫瘍の超音波像について、"腫瘍"は"正常組織"より輝度が低い、またその輝度の分布も小さい。"境界"における輝度の重心が"境界"を境に"正常組織"の方に大きく偏っており、また、"正常組織"の輝度重心がほぼ参照領域の幾何学的な中心と一致する。本実施形態では、これらの表現を、次の3つの統計量(u, d, v)によって定量化する。いずれも同一の大きさの参照ボクセルボリューム(g_x, G_y, G_z)について求める。

【0284】以下に、本実施形態の腫瘍抽出過程の各処理を詳述する。

【0285】第1段階における特徴量演算工程は、16aボクセルデータの各々に対して、3次元ボクセルデータ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジイ推論に利用するメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)の[0.1]区分の確率分布として表現する工程である。

【0286】ここで、特徴量演算工程で用いられる所定の統計量は、各ボクセルに対する輝度平均値 u 、各ボクセルに対する輝度の重心(g_x, G_y, G_z)、幾何学的な中心の距離 d 、各ボクセルに対する

る輝度分散 v の4つのパラメータを含んでいる.

0287】 【輝度平均値は u , 輝度平均値 $\sum\sum\sum f u = ((i, j, k) / N^3 \dots \dots$ 式(2-1)

で定義されている.

【0288】 ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N :自然数)であり, $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し, N は参照ボクセルポリューム(g_x, G_y, G_z)の大きさ, Σ は総和演算を意味する.

【0289】 すなわち, 輝度平均値が u "腫瘍"領域では小さく, "正常組織"の領域では大きく, また, "境界"領域ではその中間の値をとると考えられることから, 第1段階における特徴量演算工程で用いられる所定の統計量を, 各ボクセルに対する輝度平均値を式 u (2-1)で定義している. その結果, 2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような, 輝度の低い"腫瘍" (tumor, 以下添字は t), 輝度の高い"正常組織" (normal tissue, 以下添字は n), そして両者の"境界" (boundary, 以下添字は b)を識別できるようになる.

【0290】 各ボクセルに対する輝度の重心(g_x, G_y, G_z)は, $g_x = (\sum\sum\sum (f(i, j, k) \cdot (i+1))) / (\sum\sum\sum f(i, j, k))$, $g_y = (\sum\sum\sum (f(i, j, k) \cdot (j+1))) / (\sum\sum\sum f(i, j, k))$, $g_z = (\sum\sum\sum (f(i, j, k) \cdot (k+1))) / (\sum\sum\sum f(i, j, k))$
 $\dots \dots$ 式(2-2) ~式(2-4)

Given.

【0291】 各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離は d , $d = ((g_x - C_x)^2 + (G_y - C_y)^2 + (G_z - C_z)^2)^{1/2} \dots \dots$ 式(2-5)

Given.

【0292】 ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり, $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し, N (自然数)は参照ボクセルポリュームの大きさを意味する.

【0293】 すなわち, 輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値が, "正常組織"の領域では輝度の重心と参照ポリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると考えられ, "境界"の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ, 注目画素は"境界"であれば距離が大きくなり, 逆に"正常組織"であれば距離が小さい値となることから, 式(2-2) ~式(2-4), 及び式(2-5)を適用し, 第1段階における特徴量演算工程に用いられる所定の統計量を, 少なくとも, 各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に基づいて決定している.

【0294】 各ボクセルに対する輝度分散は v , $v = (\sum\sum\sum (f(i, j, k) - u)^2) / N^3 \dots \dots$ 式(2-6)

ただし, $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり, $f(i, j, k)$ はボクセル (i, j, k) における輝度値を表し, N (自然数)は参照ボクセルポリューム(g_x, G_y, G_z)の大きさと与えられる.

【0295】 ここで, 輝度の分布が, "腫瘍"の領域では小さく, "正常組織"と"境界"では大きな値になることを考慮して, 第1段階における特徴量演算工程に用いられる所定の統計量には, 各ボクセルに対する輝度分散 v が含まれていることに注目して式(2-6)を適用している.

【0296】 u 輝度平均は, "腫瘍"領域では小さく, "正常組織"の領域では大きいと考えられる. また, "境界"領域ではその中間の値をとると考えられる.

0297】 【一方, 輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値は, "正常組織"の領域では輝度の重心と参照ポリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さくなると思われるが, "境界"の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられる. なお, "腫瘍"の領域では輝度の低い部分と輝度のやや高い雑音的な部分が混在することがあるので, d の値は"正常組織" d の値とオーバーラップする部分があるが, "境界" d の値より小さい傾向がある.

大から小までの順にならべて、球と仮定する場合その直径が2mm以下のものをノイズとして切り捨て、残された"腫瘍"の中で重心がROIの中央に一番近いものを最終的に"腫瘍"として決定する。

0388】 【図18 (a)は、図16 (a), (b), (c)に示された3つの属性に関するグレード(t, n, b)の画像(μ_t, M_n, M_b)をデファジイすること(デファジイ工程を実行すること)によってクラス分けされた画像である。輝度の最も高い領域が"境界", 暗い領域が"腫瘍", そして中間の輝度の領域が"正常組織"である。図18 (b)はボクセル連結性によって最終的に決定された腫瘍の領域の境界とボクセルデータ16aの断面とを重ねた画像である。また、図18 (c)は本実施形態の腫瘍抽出過程により抽出した腫瘍の表面形状の次元像である。腫瘍表面の3次元表示像は、抽出した境界の各ボクセルを中心とする近傍の $5 \times 5 \times 5$ のボクセルを用いて、2最小乗法によって近似された平面にランバートシェーディングなる陰影手法を適用したものである。同図を観察すると、悪性腫瘍表面の不整の様子が良好に表示されていることが分かる。

【0389】 小型(約 $2.2 \times 2.8 \times 1.5\text{cm}^3$)・軽量(17.0g)の交流磁界位置センサ131を超音波超音波式プローブ121に取り付けることにより、検者が日常の診断と同じように手動で超音波式プローブ121を走査しながら、3次元超音波画像データ15bを収集することができた。悪性腫瘍16例、良性腫瘍(繊維腺腫) 11例に適用したところ、いずれも良好な腫瘍の抽出ができており、本手法の有効性が示唆された。

【0390】 以上、本実施形態の腫瘍抽出過程を要約すると、特徴量演算工程が、3次元のボクセルの各々に対して、3次元ボクセルデータ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布を、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)の[0.1]区分の確率分布として表現する処理を実行する。またメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)自動生成工程が、メンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)を備えたファジイ推論過程に基づいて、特徴量演算工程で求めた統計量の分布をまとめて腫瘍の領域を自動抽出する処理を実行する。これにより、ボクセルデータに対して3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロクロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)を求めることができるようになる。種の1次微分フィルタ2、またはバンドパスフィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LOG (Laplace of Gaussian関数)フィルタを用いる結果、ボクセルデータの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロクロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアンラプラスフィルタ(3次元Logフィルタ)出力のゼロクロッシング点を結び、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロクロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍", 負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$)の自動作成が可能となる。またファジイ推論工程が、メンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)自動生成工程で求めたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b)自動生成工程を実行した際に生成されたメンバシップ関数(μ_t, M_n, M_b) ($(M_t, M_n, M_b) | U, (\mu_t, M_n, M_b) | D, (\mu_t, M_n, M_b) | V$), 及びファジイルールを含んで構成されるファジ

イ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする処理を実行する。デファジイ(Defuzzify)処理は、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して実行し、この処理(非ファジイ化過程の処理)に続いて、各ボクセルを、"腫瘍"、"正常組織"または"境界"のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う処理を実行する。このようなファジイ推論工程とデファジイ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジイ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類できるようになる。その結果、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような、簡便な超音波次元画像から3、スペクルノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域(文中の"腫瘍")を高い精度で発見でき、悪性腫瘍(癌)の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。

【0391】 [悪性腫瘍自動識別過程]次に、図面にに基づき、50乳癌検診システムの後処理である悪性腫瘍自動識別過程(乳腺腫瘍の自動識別アルゴリズム)の一実施形態を説明する。図19は、本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の処理フローである。

【0392】 本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程は、50乳癌検診システムの後処理である腫瘍抽出過程に続くプロセスであって、301の乳腺MRI画像や超音波画像等の2次元断面画像(超音波断面画像データ121a)から3次元画像のデータの形態であるボクセルデータに基づいて16a、組織間の境界を抽出して正常組織の中から乳癌組織を発見する病理診断支援システムに適用可能な手法であって、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)、腫瘍診断工程(ステップP20)を中心とする論理構成になっており、前述したような乳癌検診システムを構成する50などのPC CPUで実行可能なプログラムコードで記述されている。

【0393】 悪性腫瘍自動識別過程のプログラムコードは、PC内の記憶装置(例えば、EEPROM等の半導体記憶デバイス、磁気ディスク等の磁気記憶手段、MO等の磁気光記憶手段)に保持され、適時読み出されて実行されても良いし、また、フロッピーディスク等にプログラムコードとして保持された状態でPCに読み込んで実行されても良いし、あるいは、ネットワークを経由してネットワーク機器からダウンロードされて実行されても良い。

【0394】 本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程では、前述の乳腺腫瘍の自動抽出法によって得られる腫瘍の領域を3次的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価する。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェスレンダリングを用いて行われる。それによって、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。

【0395】 乳腺腫瘍診断の最大の特徴は、良性または悪性の鑑別が絡んでくることであり、1cmその中で以下の小さな乳癌の判別診断が最も重要である。また良性腫瘍(線維腺腫)は、その輪郭形状が円形ないし楕円形などのような"整かつ平滑"である。

0396】 【一方悪性腫瘍(癌)は輪郭形状が蟹形や星形などのような"不整かつ凹凸性状"を呈する。通常の超音波検査技術では、断面画像(超音波断面画像データ121a)におけるこのような幾何学的な形状の特徴がよく用いられるが、腫瘍がまだ小さいときは、断面画像(超音波断面画像データ121a)の観察だけではその腫瘍が悪性のものなのか良性のものなのかを把握しにくい場合がある。

【0397】 そこで本実施形態では、悪性腫瘍(癌)はその表面形状が良性腫瘍(線維腺腫)のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍(線維腺腫)より大きいことを利用する。そこで表面形状の凹凸不整を定量化(ステップP10)するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータ(腫瘍形状判定パラメータ γ)を定義する(ステップP13)。球体の場合で正規化



(ステップQ14)した表面積と体積の比の腫瘍形状判定パラメータ γ ($= \text{Surface}^3 / \text{Volume}^2$ ratio, S / V ratio)は、悪性腫瘍(癌)が良性腫瘍(線維腺腫)より高値を示すことになる。

【0398】このために腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図19に示すように、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積 S (ステップP11)、体積 V (ステップP12)を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ を計算する(ステップP13)論理構成となっている。

【0399】ここで腫瘍形状判定パラメータ γ は、 $\gamma = (S^3 / V^2) / K$, $K = \dots$ 定数式(3-1)で定義されている。定数 K は、腫瘍の形状が球のとき $\gamma = 1$ がとなるように正規化(ステップQ14)するためのものであって、具体的には、 $36 / \pi$ としている(ステップP14)。

【0400】50乳癌検診システムにおける乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する。抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比である S / V ratioをパラメータとして利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化している。更に加えて、良悪性の両者に対してこの S / V ratio (所定の閾値)を用いて両者のグループ分け(ステップP21)を行う。

0401】【具体的には、この腫瘍形状判定パラメータ γ を臨床応用によって抽出した悪性腫瘍(癌) 16例、良性腫瘍(線維腺腫) 11例の結果に適用した評価結果、及び良悪性の両者に基づいて、この腫瘍形状判定パラメータ γ を S / V ratio ≥ 4 (=所定の閾値)に設定している(ステップP21)。

【0402】このために腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ ($\gamma = (S^3 / V^2) / K$)を計算する。腫瘍の表面が滑らかであれば腫瘍形状判定パラメータ γ は小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば腫瘍形状判定パラメータ γ は大きな値になる。

【0403】そこで、図19に示すように、この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて形状判定工程(ステップP21)を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータ γ が所定の(S / V ratio)未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する(ステップP23)一方、閾値(S / V ratio)以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する(ステップP22)。

【0404】また、図19に示すように、形状判定工程(ステップP21)を実行することにより、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する。

【0405】50乳癌検診システムにおける腫瘍表面の3次元表示は、前述したように、サーフェスレンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0406】腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図19に示すように、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程(ステップP12)を実行している。

【0407】算出した腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ ($\gamma = (S^3 / V^2) / K$)を計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて前述の形状判定工程(ステップP21)を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータ γ に応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する(ステップP21)。形状判定工程(ステップP21)に続いて腫瘍診断工程(ステップP20)を実行し、表面判定結果に応じて腫瘍が良性なのか、悪性なのかを診断する(ステップP21 → P22, P21 → P23または)。

【0408】腫瘍体積算定工程(ステップP12)は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システムを構築できる50。

【0409】また腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図19に示すように、第1工程(ステップP11)工程と第2(P112ステップ)とを基本構成とする腫瘍表面積算定工程(ステップP11)を実行している。

【0410】腫瘍表面積算定工程(ステップP11)は、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作ると共に、この3つの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を表面積とする工程である。

【0411】すなわち、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に腫瘍体積算定工程(ステップP12)を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に腫瘍表面積算定工程(ステップP11)を設けることにより、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成する。また第1工程(ステップP11)に続いて第2工程(ステップP112)を実行することにより、隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を腫瘍の表面積として算出する(ステップP11)。更に加えて、この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ を計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて前述の形状判定工程(ステップP21)を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータ γ に応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する(ステップP21)。形状判定工程(ステップP21)の結果に応じて、ステップP22、P23を実行し、表面判定結果に応じて腫瘍が良性なのか、悪性なのかを診断する。

【0412】第1工程(ステップP11)工程や第2(P112ステップ)を含むこのような腫瘍表面積算定工程(ステップP11)は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システムを構築できる50。

【0413】腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続く腫瘍診断工程(ステップP20)は、図19に示すように、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)が計算した腫瘍形状判定パラメータ γ が所定の閾値未満である場合(P21ステップの<)に腫瘍の表面が滑らかであると判定し、閾値以上である場合(P21ステップの \geq)に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する論理構成となっている。

【0414】腫瘍診断工程(ステップP20)は、形状判定工程(ステップP21)の結果に応じて、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し(ステップP23)、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断(ステップP22)する論理構成となっている。

【0415】本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程では、乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価した。3腫瘍表面の次元表示は、サーフェスレンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができた。また、抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の乗との比(S/V ratio)の腫瘍形状判定パラメータ γ を利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化(ステップP10)した。

【0416】この腫瘍形状判定パラメータ γ を本臨床応用によって抽出した悪性腫瘍(癌) 16例、良性腫瘍(線維腺腫) 11例の結果に適用した評価結果、及び良悪性の両者に対してこの腫瘍形状判定パラメータ γ は S/V ratio ≈ 4 で両者のグループ分け(ステップP21)ができたことを以下に示す。

0417 【図20は、本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の有効性を検証するための各種のケースを示している。本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程の有効性を検証するために、臨床応用データとして、図20に示される悪性16例(図中のケース(1)~ケース(16))、良性11例(図中のケース(17)~ケース(27))が用いられた(悪性良性の判定は、図中"症状"欄に記載されている)。図20に示されたように、被検者の年齢構成(図中"年齢")は25歳~77歳である。また、腫瘍の大きさ(図中"大



きさ[cm]) 0.5cm ~ 1.8cmはである。

0418】 【図20に示されている臨床データへの適用結果は、いずれも良好に抽出することができたが、そのうちの悪性5例、良性5例についてそれぞれ図21 ~ 25図と、図26 ~ 図30に示す。

【0419】 21 ~ 図30の各々の図(a)は、ボク16aセルデータの平面についてのzx 1断面の断層画像(超音波断層画像データ121a)と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像である。図21 ~ 30の各々の図(a)より良好な腫瘍の領域が検出されていることが分かる。

【0420】 21 ~ 図30の各々の図(b)はサーフェスレンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

0421】 【図21 (b) ~ 図25 (b)より、悪性腫瘍(癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整としてよく認識され、癌の周囲への浸潤の様子がよく観察される。

【0422】 また、図26 ~ 30図の各々の図(b)より、良性腫瘍(線維腺腫)の特徴である腫瘍の表面が平滑であることが明瞭に抽出されていることが分かる。このように、本実施形態の悪性腫瘍自動識別過程によって乳腺腫瘍の領域が良好に検出され、3腫瘍表面の次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えることとなった。

0423】 【図31は、式(3-1)を腫瘍抽出過程で抽出された腫瘍に適用して計算した結果を示している。前述したように、腫瘍の表面が滑らかであれば腫瘍形状判定パラメータ γ は小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば腫瘍形状判定パラメータ γ は大きな値になる。式(3-1)を前述の腫瘍抽出過程で抽出された腫瘍に適用して計算した結果31を図に示す。

0424】 【図32は、算出した腫瘍形状判定パラメータと求めた腫瘍の体積の関係を示している。算出した腫瘍形状判定パラメータ γ と求めた腫瘍の体積の関係を図32に示す。それによると、良性(線維腺腫)と悪性(癌)に対してこの腫瘍形状判定パラメータ γ は顕著に異なる値(悪性の腫瘍形状判定パラメータ $\gamma \geq 4$ 、良性の腫瘍形状判定パラメータ $\gamma < 4$)を示しており、腫瘍形状判定パラメータ $\gamma \geq 4$ で良悪性がグループ分け(ステップP21)される。このように、本腫瘍形状判定パラメータ γ によって腫瘍の良悪性の定量的判別ができていていることが分かる。

【0425】 以上要約すれば、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ を計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて、球の場合で正規化(ステップQ14)した表面積と体積の比のパラメータ S/V ratioが悪性腫瘍(癌)が良性腫瘍(線維腺腫)より高値を示すことに注目して、腫瘍診断工程(ステップP20)を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータ γ が所定の閾値未満である場合(P21ステップの<)に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合(P21ステップの \geq)に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する(ステップP21)。腫瘍診断工程(ステップP20)を実行することにより、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し(ステップP23)、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する(ステップP22)。

【0426】 その結果、悪性腫瘍(乳癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき、3腫瘍表面の次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。

【0427】 すなわち、乳腺腫瘍の自動抽出システム(病理診断支援システム)によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測評価することができるようになる。50乳癌検診システムにおける腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェスレンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化(ステップP10)することによ

って乳がん診断を支援できるようになる。

【0428】腫瘍形状判定パラメータ γ の算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳がん検診システムを構築できる50。

【0429】

【発明の効果1請求項】に記載の第1課題を主として解決するための3次元画像取得過程によれば、プローブ手段には3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)が取り付けられているので、プローブ工程がスキャニング中のプローブ手段の空間的な位置及び/または姿勢を測定して3次元位置センサ工程が被測定物体の探針動作に同期させたプローブ座標データを生成できる。すなわち、プローブ手段3に取り付けた次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)によって計測された位置データ(プローブ手段の座標データ)を用いて、プローブ手段を任意に走査して得られた一連の探針データをボクセル16aデータに変換できるようになる。3このような次元画像取得過程は、非常に柔軟でデリケートな組織構造を有する乳腺のような被測定物体を探針してボクセルデータ16aを作成するようなアプリケーションに適している。すなわち、3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)を取り付けたプローブ手段を用いて取得されたエコーから乳腺(被測定物体)を抽出して、その3次元的な形状(3次元画像)から3次元的な表面形状から主要の良性、悪性の識別を行う乳がん診断を行う画像システムに最適な腫瘍診断方法を実現する前述の第1の目的を達成することができる。

【0430】また、第2課題を主として解決するための腫瘍抽出処理過程によれば、16aボクセルデータに対して3次元フィルタをかけlog,その出力の正負及びゼロクロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数を求めることができるようになる。また、ゼロクロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。またファジィ推論工程とデファジィ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジィ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類できるようになる。その結果、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような、簡便な超音波次元画像から3、スペckルノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。すなわち、3次元LOG (Laplace of Gaussian)フィルタを用いたメンバシップ関数の自動作成し、ファジィ推論並びに弛緩法を用いて、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類し、その結果に基づいて、3腫瘍の次元領域の決定することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジィ推論アルゴリズムを提供し、その結果、3超音波次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第2の目的を達成することができる。

0431】 【一方第3課題を主として解決するための腫瘍抽出処理過程では、悪性腫瘍はその表面形状が良性腫瘍のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍より大きいことを利用することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する。その結果、悪性腫瘍(癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき、3腫瘍表面の

次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。すなわち、乳腺腫瘍の自動抽出システム(病理診断支援システム)によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測評価することができるようになる。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェスレンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化することによって乳癌診断を支援できるようになる。腫瘍形状判定パラメータ γ の算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。すなわち、超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した(良性や悪性)腫瘍の表面積 S と体積の比のパラメータ S/V ratioを利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、MRI生体の画像や超音波画像等で構成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織(特に、乳癌組織(乳腺悪性腫瘍))を発見する病理診断支援システムに適用可能な腫瘍診断方法を、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便な腫瘍診断方法を提供し、その結果、3超音波次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第3の目的を達成することができる。

【0432】 2請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、1請求項に記載の効果に加えて、プローブ手段の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断層画像(断層画像データ)と同時にプローブ手段の位置データ(プローブ座標データ=位置データ($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \phi$))をプローブ手段の位置の補正データとして用いることで、トラッキング工程によって取得された超音波断層画像(断層画像データ)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い次元のボクセルデータに変換することができる。その結果、メカニカルにプローブ手段で乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の断層画像データを生成できるようになる。また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータ16aとすることにより、取得した超音波断層画像(探針データ)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ(ボクセルデータ16a)が生成できるようになる。

【0433】 3また請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、1請求項に記載の効果に加えて、プローブ手段の位置(x_0, y_0, z_0)や姿勢(ψ, θ, ϕ)を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、断層画像データの座標($x, y, 0$)と同時にプローブ手段のプローブ座標データとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ をプローブ手段の位置の補正データとして用いることで、プローブ手段に取り付けた交流磁界による3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)によって取得された断層画像データの座標($x, y, 0$)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータの座標(x', y', z')に変換することができる。その結果、メカニカルにプローブ手段で乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の断層画像データの座標($x, y, 0$)を生成できるようになる。

【0434】 また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセルデータの座標16a (x', y', z')とすることにより、取得した超音波

断層画像(探針データ)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データの座標(x', y', z')が生成できるようになる。

【0435】 4また請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、2請求項に記載の効果に加えて、プローブ手段の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数(正弦関数や余弦関数 $\sin \cos$ 、及びこれらの四則演算)で表現された変換行列 $T[a_{ij}]$ をプローブ手段の位置の補正データとして用いることで、プローブ手段に取り付けた交流磁界による3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)によって取得された断層画像データの座標($x, y, 0$)を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ(PC)のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセルデータの座標(x', y', z')に変換することができる。その結果、メカニカルにプローブ手段で乳腺を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺のような被測定物体に対しても高精度の断層画像データの座標($x, y, 0$)を小規模のハードウェアでも高速・低コストで生成できるようになる。

【0436】 すなわち、2,3,4請求項に記載の3次元画像取得過程によれば、3次元位置センサ手段(プローブ姿勢検出センサ)を取り付けたプローブ手段を用いて取得されたエコーから乳腺(被測定物体)を抽出して、その3次元的な形状(3次元画像)から3次元的な表面形状から主要の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を行う画像システムに最適な腫瘍診断方法を実現する前述の第1の目的を達成することができる。

【0437】 5また請求項に記載の腫瘍抽出処理過程によれば、1請求項に記載の効果に加えて、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い"腫瘍" (tumor)、輝度の高い"正常組織" (normal tissue)、そして両者の"境界" (boundary)を識別できるようになる。

【0438】 6また請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパスフィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアンラプラスフィルタを用いる結果、16aボクセルデータの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロクロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアンラプラスフィルタ出力のゼロクロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロクロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数の自動作成が可能となる。

【0439】 7また請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、クラス分けされた"腫瘍"ボクセル、"正常組織"ボクセルすべてに対して3つの特徴量を計算できるようになる。また、膨張収縮処理前後で共に"境界"とクラス分けされたボクセルのみに対して3つの特徴量を計算することで、"境界"についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った"境界"ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0440】 8,9,11,12また請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、3つの特徴量(乃至第1第3の特徴量)の各々に対する確率Rician密度係数として分布関数を用いることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については"腫瘍"をRayleigh分布で近似し、その他の"正常組織"と"境界" Gaussianをで近似できるようになる。また、確率密度係数としてRician分布関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。また、第1特徴量に対する確率密度係数としてRician分布関数を用い

ることにより、輝度平均値のメンバシップ関数については"腫瘍"をRayleigh分布で近似し、その他の"正常組織"と"境界" Gaussianをで近似できるようになる。また、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician分布関数を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。同様にメンバシップ関数決定工程は、輝度分散に対するメンバシップ関数を、レイリー分布で表現された確率密度関数で近似している。すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数として分布関数をRician用いることにより、特徴量における輝度分散については、 v 輝度分散のメンバシップ関数はRayleigh分布で近似できるようになる。

【0441】 10また請求項に記載の発明によれば、5請求項に記載の効果に加えて、ifthen else条件文形式で表されたルールにおける"if ~ then"の条件文中の"and"論理演算は"ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる"ことを意味する条件式をファジイ論理式で表現できるようになる。

【0442】 すなわち、5請求項乃至12に記載の発明によれば、次元3 LOG (Laplace of Gaussian) フィルタを用いたメンバシップ関数の自動作成し、ファジイ推論並びに弛緩法を用いて、各ボクセルを"腫瘍"、"正常組織"及び両者の"境界"という3つのクラスに分類し、その結果に基づいて、3腫瘍の次元領域の決定することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジイ推論アルゴリズムを提供し、その結果、3超音波次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第2の目的を達成することができる。

【0443】 13また請求項に記載の腫瘍凹凸不整定量化工程によれば、1請求項に記載の効果に加えて、超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した(良性や悪性)腫瘍の表面積 S と体積の比のパラメータ S / V ratioを利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、MRI生体の画像や超音波画像等で構成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織(特に、乳癌組織(乳腺悪性腫瘍))を発見する病理診断支援システムに適応可能な腫瘍診断方法を、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便な腫瘍診断方法を提供し、その結果、3超音波次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる腫瘍診断方法を実現する前述の第3の目的を達成することができる。

出願人 【】 識別番号 【394027559】
氏名又は名称 【】 三谷産業株式会社

[Filing date] 平成10年10月27日(1998.10.27)

代理人 【】 識別番号 【100060690】
【】 弁理士
氏名又は名称 【】 澁野秀雄(外1名)

【公開番号】 特開2000-126182 (P2000-126182A)

[Release Date] 平成12年9月5日(2000.5.9)

[Application Number] 特願平10-305420

How's your company doing?

Use the power of Google Maps data, see where your customers come from.

[www.google.com / local / add](http://www.google.com/local/add)

Free language translator

1Mb, any languages, fast and simple All windows versions

dicter.net

Sexy Tattoos

Tattoo your Profiles, Walls, Blogs, Layouts, Backgrounds, ...

MyWebTattoo.com

User Manual

Looking for User Manual? Find exactly what you want today.

Yahoo.com

Ads by Google

[Ads by Google](#) [Golf Gadgets](#) [People Search](#) [Latest Gadgets](#) [New York Times](#)
